ISSN 2074-9414 (Print)
ISSN 2313-1748 (Online)

https://doi.org/10.21603/2074-9414-2023-4-2481
https://elibrary.ru/WZWMPU

Оригинальная статья
https://fptt.ru

Применение нейросетевых технологий для прогнозирования состояния работы объектов предприятий АПК

А. В. Грачев

Сибирский государственный индустриальный университет, Новокузнецк, Россия

Поступила в редакцию: 07.06.2023
Принята после рецензирования: 28.06.2023
Принята к публикации: 04.07.2023

А. В. Грачев: grachev_av@list.ru

© А. В. Грачев, 2023

Аннотация.
Сегодня активно ведется цифровизация объектов и производственных процессов АПК. Актуальным является поиск унифицированных подходов для применения цифровых технологий в АПК. Популярность нейросетевых методов обусловлена их результативностью в различных областях IT. Цель работы – исследовать с помощью нейросетей реализацию подхода к использованию оценки состояния объекта инфраструктуры АПК на основе анализа статистики его работы.
Объектами являлись данные технических устройств из производственного цикла предприятия АПК. Исследование провели на примере объектов фасовочного оборудования как единого объекта и теплицы как объекта с набором характеристик. Использовали искусственные нейронные сети.
Задача состоит в выделении факторов, описывающих объект АПК или часть его свойств, которые соответствуют определенной задаче, для прогнозирования его состояния с целью принятия управленческих решений. Выделили пять факторов, которые описывают состояние объекта. Сформировали модель, элементы которой используются в качестве выходных данных для нейросети. Данная модель рассчитывает прогнозное состояние объекта. Провели пробные исследования на ограниченном наборе данных на многослойном персептроне. В рамках работы с малым набором данных нейросеть показала хорошие результаты при оценке определенного объекта. Средняя квадратическая ошибка обученной нейросети составила 0,1216, среднемодульное отклонение – 0,0911.
Исследования показали возможность применения оценивающих нейросетей в системах поддержки принятия управленческих решений. Результаты могут быть использованы как вариант применения современных нейросетевых технологий в АПК в работе контрольно-управленческих и диспетчерских задач. Дальнейшие исследования направлены на изучение паттернов работы отдельных устройств.

Ключевые слова. Нейронные сети, машинное обучение, многослойный персептрон, статистика, прогнозирование, модели, сельское хозяйство, оборудование

Для цитирования: Грачев А. В. Применение нейросетевых технологий для прогнозирования состояния работы объектов предприятий АПК // Техника и технология пищевых производств. 2023. Т. 53. № 4. С. 816–823. https://doi.org/10.21603/2074-9414-2023-4-2481

https://doi.org/10.21603/2074-9414-2023-4-2481
https://elibrary.ru/WZWMPU

Original article
Available online at https://fptt.ru/en

Neural Network Technologies in Predicting the Operating Status of Agricultural Enterprises

Aleksandr V. Grachev

Siberian State Industrial University, Novokuznetsk, Russia

Received: 07.06.2023
Revised: 28.06.2023
Accepted: 04.07.2023

Aleksandr V. Grachev: grachev_av@list.ru

© A.V. Grachev, 2023

Abstract.
All agricultural facilities in Russia are currently going through digital transformation. However, the process needs a unified approach for the entire agricultural sector. Neural network methods have already proved extremely effective in various areas of IT. The authors used neural networks to analyze statistic data and assess the performance of agricultural infrastructure.
This study involved technical data from the production cycle of agro-industrial enterprises, namely packaging and greenhouses. The data obtained were analyzed using artificial neural networks.
The procedure included identifying a set of factors that described an agro-industrial complex or some of its properties that corresponded to a specific task. These data were used in planning and making managerial decisions. The program identified five factors that described the state of an agricultural enterprise. These factors were used to build a model while its elements served as output data for the neural network. The model calculated the future state of the object. Trials were run on a limited data set on a multilayer perceptron. The neural network showed reliable results for a small data set. The root mean square error of was 0.1216; the mean modulus deviation was 0.0911.
In this research, modern neural network technologies demonstrated good prospects for the domestic agro-industrial complex as a method of control, management, and dispatching. However, specific operational patterns require further studies.

Keywords. Neural networks, machine learning, multilayer perceptron, statistics, forecasting, models, agriculture, equipment

For citation: Grachev AV. Neural Network Technologies in Predicting the Operating Status of Agricultural Enterprises. Food Processing: Techniques and Technology. 2023;53(4):816–823. (In Russ.). https://doi.org/10.21603/2074-9414-2023-4-2481

Введение

Цифровое управление невозможно без больших объемов статистической информации. АПК как отрасль невозможна без обработки данных и принятия решений из возможных и/или доступных вариантов. Объекты АПК могут находиться в состоянии неопределенности, поэтому необходимо применять методы и способы обработки потоков данных. Цифровизация не только обрабатывает потоки данных, но и является источником данных.

Для АПК характерны высокая энергоемкость производства, торможение в вопросах перехода на новые технологии и зависимость от природных ресурсов. Производственный процесс обусловлен номенклатурой товаров, которые имеют разнообразные рецептуры или требуют определенных условий производства. Поэтому вопрос поиска унифицированных подходов для применения цифровых технологий в АПК актуален.

Популярность нейросетевых методов обусловлена их результативностью в различных областях IT [1–3]. В АПК распространение получила отрасль под названием «машинное виденье». Комбайны, управляемые автоматом (роботом), используют такие методы для контроля кромки полосы полей.

Искусственный интеллект будет эффективен в том случае, если заменит собой рутинный труд человека. В отрасли АПК пока тенденции к этому незаметны. Неучтенные факторы в растениеводстве или животноводстве обесценивают тактику и стратегию производства и могут свести к нулю приложенные усилия. Если следование производственному циклу является уделом специалиста, то операции сбора и анализа потоков данных могут быть автоматизированы [4–7]. Нейросети применяются для решения сложных задач машинного виденья: распознавания образов, анализа данных, кластеризации, классификации и др. [8, 9]. Нейросети оперируют цифрами, т. е. прежде чем полученные данные можно будет использовать, нужно точно знать что они будут значить.

Основными резервами повышения эффективности производства агропромышленной организации являются доступные ресурсы предприятия, организационно-технические характеристики, определенный

уровень, отражающий качество, и иные факторы, которые влияют на эффективности работы и являются внешним воздействием. В целях прогнозирования работоспособности, эффективности производства и реализации продукции агропромышленных предприятий необходимо оценить нормальные состояния технических объектов, т. е. факторы, которые могут отличаться от предприятия к предприятию.

Целью использования нейросетей является определение границ интервала изменений показателей работы конкретного набора объектов, которые не приводят к сбоям производственного процесса. Поэтому возникает необходимость в прогнозировании состояния участвующих в производственном цикле технических объектов: оценить их состояние в процессе будущих циклов производства. Важным фактором оценки прогнозирования работы объектов предприятия является их техническое состояние, внешние факторы и накопленный опыт работы в своей отрасли.

Для реализации указанных факторов и модели управления с прогнозированием состояния объектов нужно составить схему с перечислением характеристик, которые влияют на объекты.

Работа объектов предприятия представляет собой цикл однотипных повторяющихся операций. Любой производственный объект на предприятии АПК (например, оборудование) – это узел производственной цепи, участник цепочки последовательных действий, направленных на получение определенного результата. Данный узел имеет свои показатели работы и состояния. Эти показатели могут изменяться в процессе работы, а также находиться в рамках нормы или отклоняться от того интервала, который ранее было принято считать нормальным.

Оценка объекта АПК как узлов-датчиков происходит с учетом типа задачи и внешних факторов, влияющих на работу выбранного объекта.

В качестве характеристик прогнозирования состояния объекта АПК использовали:

– x_1 – загруженность объекта в долях в интервале допустимых значений для объекта (агента, датчика);
– x_2 – отношение выполненных/невыполненных задач на объекте для оценивания рассматриваемого объекта в промежутке к общему количеству;
– x_3 – соотношение длительности работ к нормальному времени работы для объекта;
– x_4 – учитывает влияние внешних факторов и описывает долю недоступности объекта для работы. Под «агрессивным фактором» следует понимать любое противодействие процессу и препятствие нормальной работе объекта и оборудования.
– x_5 – опыт работы объекта в прошлые рабочие циклы. Информация о прошлых циклах использования содержат в себе данные о работе объекта на предыдущих задачах.

Описание переменных, влияющих на состояние технического объекта, приведено в таблице 1.

Объекты и методы исследования

Прогнозирование состояния объекта АПК. Применение нейросетей в АПК призвано оценить объект и его желаемый результат, а также спрогнозировать объемы производства, зависящие от коррекции рациона, прогнозирования болезней и времени подкормки и обработки [10–12]. Это элементы, которые влияют на итоговый процесс работы объекта АПК с точки зрения аграрной науки [13–15].

Теплица – это инфраструктурный объект, который представляет собой сложную техническую систему, имеющую в своем составе различные технические узлы, которые выполняют те или иные контрольные функции. Данные с этих узлов могут служить источником статистики для прогнозирования состояния теплиц [16–18]. Еще одним участником прог-

Таблица 1. Коэффициенты, характеризующиеработу объекта АПК (для фасовочного оборудования)

Table 1. Agro-industrial complex facility performance: coefficients for packaging equipment

Типы данных	Краткое описание	Интервал нормального значения для задачи на оценочный период	Максимальное значение для объекта
Загруженность объекта	Узел нагружен запланированными задачами. Постоянная загрузка на определенный период времени (смену) в долях от расчетной для объекта и задачи	0,4–0,9	0,5
Выполнение задачи	Доля успешно выполненных задач. Выполненный объем от запланированного	0,7–0,9	0,9
Длительность работ в долях	Выражение времени, затраченного на цикл работ, в долях с учетом превышенного времени в долях от нормального для данного типа работ	0,8–1,2	1,0
Внешние факторы	Выраженное влияние внешних факторов на объект, доля недоступности объекта во время работы	0,1–0,3	0,2
Выполненные работы в прошлые циклы (периоды)	Доля выполненных работ из статистики всех учтенных циклов	0,7–0,9	0,9

нозирования состояния объекта АПК является оборудование производственного процесса: комбайны, станки, ирригационные системы и т. д.

Для оценки состояния оборудования и технической оставляющей объекта АПК как элемента производственного процесса необходимы элементы управления всем процессом производства. Внедрение автоматизации и объедение объектов АПК в сеть создает необходимость использования методов, оценивающих состояние объектов АПК в автоматизированном режиме.

Обученная нейросеть, способная дать прогноз оценки состояния конкретного объекта, может быть использована специалистом как один из методов, который привлекает внимание специалиста к определенному участку процесса. Выход из строя одного из объектов производственного процесса приведет к его полной остановке. Схема архитектуры нейросети представлена на рисунке 1.

Цель метода прогнозирования с использованием нейронной сети состоит в ведении численной характеристики, состоящей из совокупности ряда значений параметров, которая определила единую оценку конкретного фактора, влияющего на работу.

Переменные являются комплексными и состоят из ряда характеристик, которые учитываются или могут учитываться при работе оборудования.

Любой объект на предприятии может быть оценен «на глаз», т. е. на основе мнения технолога либо для его оценки можно применить заранее заданные критерии. Например, производительность кг\ч установки. То есть всегда есть комплексная переменная X, состоящая из ряда показателей [19]. Например, устройство, выполняющее свою функцию и имеющее выходные параметры для контроля своей работы, т. е. необходимые данные.

Для исследования были доступны данные по техническим характеристикам теплицы и по работе фасовочно-упаковочного оборудования.

В рамках исследования выделили два основных направления:

– «экспертная» оценка: оценка профильным специалистом на основе привычных для него показателей.

$$\text{Условная } X_{эксперт} = (x_1, x_2, \ldots x_n) \quad (1)$$

Экспертная оценка, отражающая мнение технолога, оперирует набором отклонений от благоприятных условий работы. Если речь идет о теплице, то следует учитывать условия, которым необходимо придерживаться при выращивании той или иной культуры. Идеальные условия могут быть достигнуты только в лабораториях. Даже в технологически сложных тепличных комплексах имеются допуски по отклонениям тех или иных показателей. Поэтому технолог, сняв данные в реальном времени (термометр), предпринимает шаги к нормализации условий (доведение температуры до допустимых промежутков) на основе субъективного опыта. Поэтому за условия следует принять наличие определенных границ допустимых значений, которые условно можно определить как «нормальные».

– техническая оценка: оценка на основе технических характеристик объекта. Эти критерии уже известны, т. к. почти любое оборудование имеет ряд технических характеристик, описанных производителем.

$$\text{Условная } X_{техн} = (x_1, x_2, \ldots x_n) \quad (2)$$

Переменная x отражает загрузку оборудования, при котором его работа не является фактором, отрицательно влияющим на итоговые показатели работы.

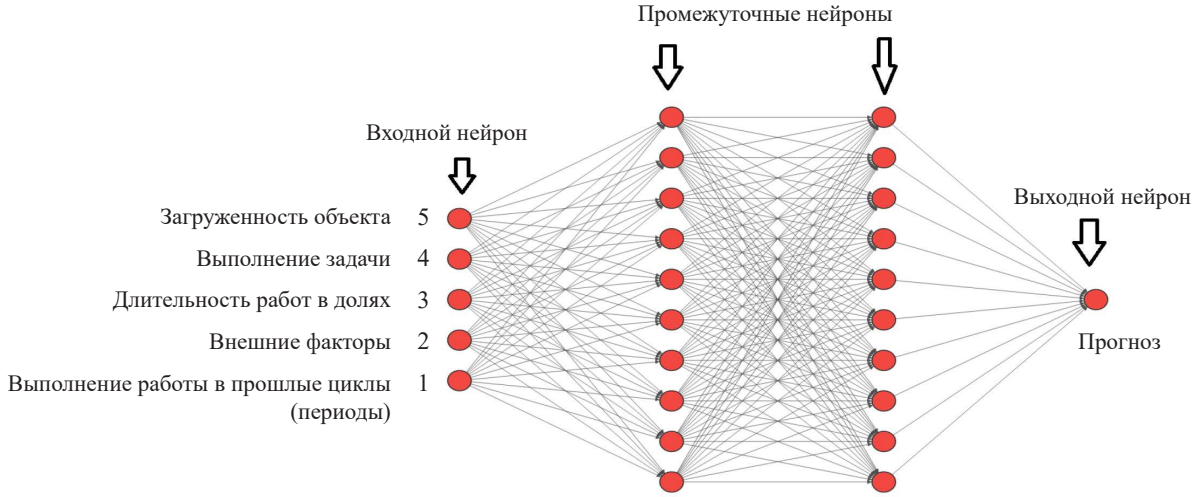

Рисунок 1. Схема архитектуры нейросети

Figure 1. Neural network architecture

Например, чтобы работа установки фасования не была убыточной для предприятия, она должна быть загружена не менее чем на половину мощности, т. е. на 0,5. Интервал нормальной работы находится в границах 0,4–0,9, т. е оценка работы будет считаться нормальной в границах выделенного интервала и допустимой при работе вдоль границ минимальных или максимальных значений. Такой интервал может быть установлен как на основе опыта использования оборудования, так и на основе технических характеристик, описанных производителем.

Доступные данные и выбор объекта. Для исследования работы нейросети использовали объекты фасовочного оборудования как единицу производственного оборудования и теплицу как объект с набором характеристик в составе.

При работе с теплицей исследовали возможность применения нейросети в условиях, когда в наборе характеристик присутствуют комплексные данные. Данные по температуре легко измеряемы, а данные по давлению в приточной системе вентиляции для равномерного распределения нагнетаемого воздуха влияют на работу теплицы. Также использовали имеющиеся данные по контролю климата. Предполагалось, что авторегулирование температуры уже работает, поэтому требовалось оценить влияние его работы на сам объект.

Архитектура нейронной сети. Использовали многослойный персептрон со скрытыми слоями по десять нейронов. Исследуемый набор данных разделили в соотношении 80 % обучающей выборки и 20 % вариационной. Тип обучения – с обратным распространением ошибки, метод обучения – стохастический градиентный спуск. Число входов – 5, число нейронов в слое – 10, выход – 1. Архитектура определена экспериментально.

Оценка работы объекта, соответствующего определенным критериям. В качестве объекта выступил ряд устройств, который имеет набор технических характеристик, оценивающих состояние внутри объекта и влияющих на процесс работы:

$$X = (x_1, x_2, \ldots x_n) \quad (3)$$

где X – объект АПК; $x_1, x_2, \ldots x_n$ – данные о работе.

Характеристики объекта являются набором показателей каждого датчика:

$$X = (x_{11}, x_{12}, \ldots x_{1n}), (x_{21}, x_{22}, \ldots x_{2n}), (x_{31}, x_{32}, \ldots x_{3n}), (x_{mn}, x_{mn-1}, \ldots x_{1n}), (x_{mn}, x_{mn-1}, \ldots x_{mn-1}) \quad (4)$$

Описанный выше процесс оценки объекта АПК можно представить в виде последовательности, представленной в схеме на рисунке 2.

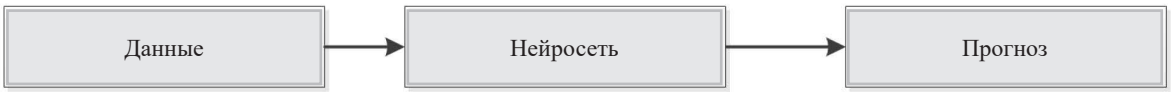

Рисунок 2. Схема обработки данных

Figure 2. Data processing flowchart

Таблица 2. Примеры использования нейросети для прогноза характеристик

Table 2. Using a neural network to predict characteristics: examples

Тип объекта	Загруженность объекта	Производственная эффективность (доля выполненных работ)	Временная эффективность (затрачиваемое время)	Влияние на прогнозируемые факторы (внешние)	Доля выполненных работ
Фасовочное оборудование					
Станция фасовки овощей	0,48	0,76	0,61	0,20	0,55
Полировка для овощей	0,63	0,11	1,17	1,00	2,90
Ленточный инспекционный стол	0,38	0	2,00	0,50	2,88
Теплицы					
Давление воздуха в приточной системе вентиляции	0,45	0,65	0,54	0,19	0,47
Влажность	–1,13	1,83	2,00	0	2,71
Климат-контроль	0,75	0,11	1,50	0	2,36
Освещенность	–0,60	1,71	0,67	0,50	2,28

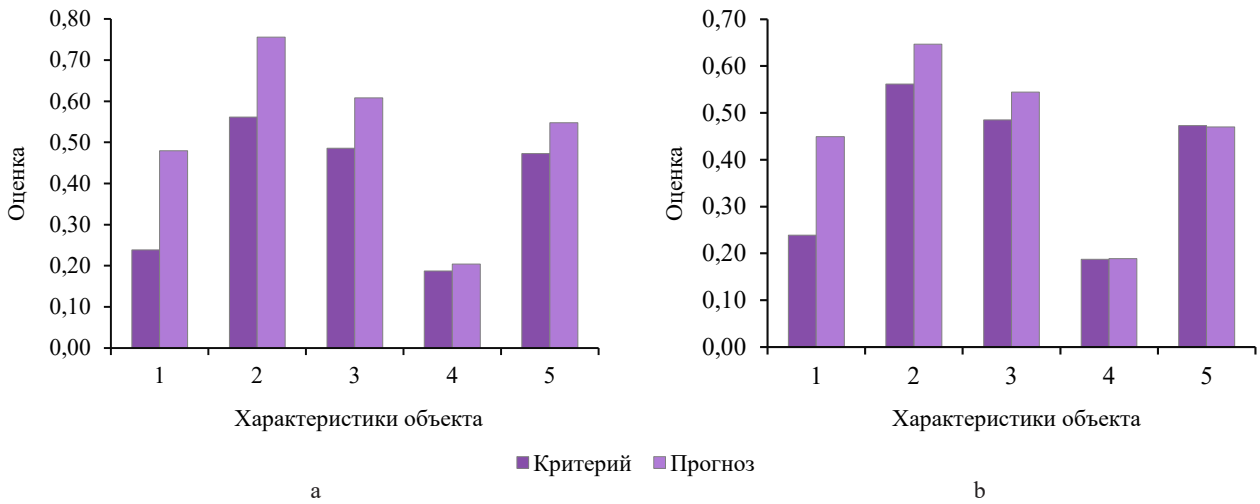

Рисунок 3. Пример тестового прогноза для a – станции фасовки, b – контроля давления воздуха

Figure 3. Trial forecast: a – filling station, b – air pressure control

Таблица 3. Результат прогноза и заданные интервалы для объекта «станция фасовки»

Table 3. Forecast and intervals for packing station

Типы данных	Объект: станция фасовки	Интервал нормального значения для задачи на оценочный период	Максимальное значение для объекта
Загруженность объекта	0,48	0,4–0,9	0,5
Выполнение задачи	0,76	0,7–0,9	0,9
Длительность работ в долях	0,61	0,8–1,2	1,0
Внешние факторы	0,20	0,1–0,3	0,2
Выполненные работы в прошлые циклы (периоды)	0,55	0,7–0,9	0,9

Результаты и их обсуждение

Пример работы нейросети на тестовой выборке обычных статистических данных приведен в таблице 2. В ней указаны полученные оценочные характеристики для объектов фасовочного оборудования и ряда характеристик теплицы. При наличии нужного количества данных персептрон может быть обучен под другие объекты агропромышленного оборудования.

На рисунке 3 представлены гистограммы, на которых приведены примеры расчетов для каждого критерия, где первый столбец – текущие состояние, а второй – прогнозное.

Результат, представленный на рисунке 3, состоит из двух частей: первый столбец – это контрольный уровень (табл. 1), который ранее было принято считать нормальным показателем, второй столбец – это работа нейросети для получения прогноза о состоянии.

Прогноз $X_{станция_фасовки} = (0{,}48), (0{,}76), (0{,}61), (0{,}20), (0{,}55)$

Результат прогноза заявленным ранее нормальным интервалам представлен в таблице 3.

При обучении нейросети удалось достичь следующих показателей, что является удовлетворительным показателем: средняя квадратическая ошибка – 0,1216, дисперсия – 0,3971, среднемодульное отклонение – 0,0911, средне-относительная ошибка – 12,921.

Сравнение результатов для примера с элементом теплицы в виде устройства по обеспечению давления воздуха следует проводить аналогично. Из полученных результатов для примера со станцией фасовки видно, что по выделенным показателям ожидаются отклонения.

Любой процесс в производстве – это цепочка последовательных операций, направленных на достижение результата, или узлов, отвечающих за целостность каждого из своих участков. Следовательно, чтобы оценочные показатели могли быть применены в работе, выполняется предварительная оценка участка как единого целого, т. е. теплицы как единого объекта или участка фасовочного оборудования как совокупности единиц технических устройств.

Общая оценка выполняется по формуле (5):

$$M_{\text{seg}} = \frac{1}{5}\sum_{N=1}^{N}(M_{\text{obj}}) \qquad (5)$$

где M_{seg} – оценки объекта в составе сегмента; M_{obj} – оценка состояние объекта как технического устройства с набором характеристик; N – количество узлов (объектов) в сегменте или количество оценочных характеристик.

Применение комплекса оценочных показателей на основе прогнозов нейросетей для управления сегментами производственных объектов является предметом дальнейших исследований.

Выводы

Исследовали возможность применения нескольких обученных нейросетей для работы с данными объектов АПК и использования аппарата искусственной нейросети на ограниченном наборе данных, который содержал статистику в виде легко измеряемых данных или части косвенных данных, влияющих на объект только в составе с некоторыми характеристиками. Исследовалась возможность использовавания нейросети как составной части системы оценки объектов АПК для оценки системы управления. Проверили возможность использования способностей нейросети при недостаточном объеме статистики [20].

Система с использованием нейросети может быть использована в составе специализированного программного обеспечения для мониторинга технических объектов АПК для обеспечения возможности прогнозирования состояния отдельного объекта. Это может дать возможность специалисту-технологу заранее предпринять меры по устранению возможных проблем.

Критерии авторства

А. В. Грачев – концептуализация, составление методологии, создание программного обеспечения, проверка и формальный анализ, проведение исследования, предоставление ресурсов, курирование метаданными, написание замечаний и редактирование, создание визуализации, администрирование, руководство и финансирование.

Конфликт интересов

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Contribution

A.V. Grachev developed the concept, methodology, and software, verified and analyzed the data, performed the research, reviewed scientific publications, worked with the metadata, wrote and proofread the article, visualized the data, supervised and funded the research.

Conflict of interest

The author declares that there is no conflict of interest regarding the publication of this article.

References/Список литературы

1. Shutkov AA, Anishchenko AN. The future of artificial intelligence, neural networks and digital technologies in agriculture. Economics and Society: Contemporary Models of Development. 2019;9(4):508–522. (In Russ.). [Шутьков А. А., Анищенко А. Н. Будущее искусственного интеллекта, нейросетей и цифровых технологий в АПК // Экономика и социум: современные модели развития. 2019. Т. 9. № 4. С. 508–522.]. https://www.elibrary.ru/RVWTTQ

2. Pogonyshev VA, Pogonysheva DA, Torikov VE. Neural networks in digital agriculture. Vestnik of the Bryansk State Agricultural Academy. 2021;87(5):68–71. (In Russ.). https://doi.org/10.52691/2500-2651-2021-87-5-68-71

3. Rogov MA, Dubovickiy AA. The prospect of using neural networks in the agro-indusrial complex market. Science and Education. 2022;5(2). (In Russ.). [Рогов М. А., Дубовицкий А. А. Перспектива использования нейронных сетей на рынке АПК // Наука и Образование. 2022. Т. 5. № 2.]. https://www.elibrary.ru/BTXLPN

4. Galanina OV, Zolotaryova YuP. Feedforward neural network in the study of agricultural economics. Izvestia MAAO. 2021;(56):61–64. (In Russ.). [Галанина О. В., Золотарева Ю. П. Нейронная сеть прямого расспространения в исследовании экономики сельского хозяйства // Известия Международной академии аграрного образования. 2021. № 56. С. 61–64.]. https://www.elibrary.ru/HPXPMD

5. Yurchenko IF. Digital systems integration into agriculture within the reclaimed lands. International Technical and Economic Journal. 2020;(4):73–80. (In Russ.). https://doi.org/10.34286/1995-4646-2020-73-4-73-80

6. Polenov DYu. Artificial intelligence in regulating the productivity of agricultural objects. Vestnik of Voronezh State Agrarian University. 2021;14(1):46–51. (In Russ.). https://doi.org/10.53914/issn2071-2243_2021_1_46

7. Ivashkin YuA, Nikitina MA. Agent and neural network technologies in situational modeling of technological systems. Mathematical Methods in Technique and Technologies – MMTT. 2018;1:123–128. (In Russ.). [Ивашкин Ю. А., Никитина М. А. Агентные и нейросетевые технологии в ситуационном моделировании технологических систем // Математические методы в технике и технологиях – ММТТ. 2021. Т. 1. С. 123–128.]. https://www.elibrary.ru/XWERDN

8. Vahrameev RA, Tolmachev MN, Afanasiev VN. Using a neural network to forecast prospects for the development of the agro-industrial complex of the Russian Federation. Vestnik of Samara State University of Economics. 2020;187(5):52–58. (In Russ.). https://doi.org/10.46554/1993-0453-2020-5-187-52-58

9. Digitalization of agricultural production in Russia in 2018–2025 [Internet]. [cited 2023 Aug 05]. Available from: https://agrardialog.ru/files/prints/apd_studie_2018_russisch_fertig_formatiert.pdf

10. Mak-Kallok US, Pitts V. Logical calculus of ideas relating to nervous activity. In: Shennon KEh, Makkarti Dzh, editors. Automatic machines. Moscow: Izdatel′stvo inostrannoy literatury; 1956. pp. 363–384. (In Russ.). [Мак-Каллок У. С., Питтс В. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // Автоматы / под ред. К. Э. Шеннона и Дж. Маккарти. М.: Издательство иностранной литературы, 1956. С. 363–384.].

11. Lekun Ya. How a machine learns. Revolution in neural networks and deep learning. Moscow: Al′pina PRO; 2021. 335 p. (In Russ.). [Лекун Я. Как учится машина. Революция в области нейронных сетей и глубокого обучения. М.: Альпина PRO, 2021. 335 с.].

12. Kartechina NV, Dorokhova AM, Abaluev RN, Shatskiy VA, Gushchina AA, Chirkin SO. Types of neural networks and their application. Science and Education. 2021;4(3). (In Russ.). [Виды нейронных сетей и их применение / Н. В. Картечина [и др.] // Наука и Образование. 2021. Т. 4. № 3.]. https://www.elibrary.ru/HMFMXV

13. Timofeev MG, Babaytsev AV, Nikonorova LI. Artificial intelligence in agriculture. Science and Education. 2020;3(4). (In Russ.). [Тимофеев М. Г., Бабайцев А. В., Никонорова Л. И. Искусственный интеллект в сельском хозяйстве // Наука и Образование. 2020. Т. 3. № 4.]. https://www.elibrary.ru/HGGVDR

14. Yurchenko IF. The development prospects for automatic control systems of agricultural production on reclaimed lands. Scientific Journal of Russian Scientific Research Institute of Land Improvement Problems. 2019;36(4):164–177. (In Russ.). https://doi.org/10.31774/2222-1816-2019-4-164-177

15. Ilishev AP, Tolmachev OM. Artificial intelligence and neural network technologies in a digital platform for the breakthrough development of the Russian agricultural sector. Economics and Society: Contemporary Models of Development. 2019;9(4):492–507. (In Russ.). [Илышев А. П., Толмачев О. М. Искусственный интеллект и нейросетевые технологии в цифровой платформе прорывного развития российского АПК // Экономика и социум: современные модели развития. 2019. Т. 9. № 4. С. 492–507.]. https://www.elibrary.ru/CUUFOV

16. Torikov VE, Pogonyshev VA, Pogonysheva DA, Dornyh GE. State of digital transformation of agriculture. Bulletin of the Kursk State Agricultural Academy. 2020;(9):6–13. (In Russ.). [Состояние цифровой трансформации сельского хозяйства / В. Е. Ториков [и др.] // Вестник Курской государственной сельскохозяйственной академии. 2020. № 9. С. 6–13.]. https://www.elibrary.ru/CONNGK

17. Windsor FM, Armenteras D, Assis APA, Astegiano Ju, Santana PC, Cagnolo L, *et al.* Network science: Applications for sustainable agroecosystems and food. Perspectives in Ecology and Conservation. 2022;20(2):79–90. https://doi.org/10.1016/j.pecon.2022.03.001

18. Petrescu I-E, Ignat R, Constantin M, Istudor M. Risk management of agri-food value chains – Exploring research trends from the web of science. In: Dima AM, Kelemen M, editors. Digitalization and big data for resilience and economic intelligence. Cham: Springer; 2022. pp. 55–66. https://doi.org/10.1007/978-3-030-93286-2_4

19. Grachev AV, Kiseleva TV, Koynov RS, Dobrynin AS. Method of estimation of intermediate nodes of data transmission for routing hierarchical networks with different topologies. Proceedings of Voronezh State University. Series: Systems Analysis and Information Technologies. 2015;(1):32–38. (In Russ.). [О методе оценивания промежуточных узлов передачи данных для маршрутизации в иерархических сетях разной топологии / А. В. Грачев [и др.] // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. 2015. № 1. С. 32–38.]. https://www.elibrary.ru/TSZJPX

20. Tokarev KE, Rudenko AYu, Kuzmin VA, Chernyavsky AN. Theory and digital technologies of intellectual support for decision-making to increase the bio-productivity of agroekosystems based on neural network models. Proceedings of Lower Volga Agro-University Complex: Science and Higher Education. 2021;64(4):421–440. (In Russ.). https://doi.org/10.32786/2071-9485-2021-04-42