

5. Foster, D.B., Jung, W. (2002). Einfluss der Kraftstoff-Eingangstemperatur auf die Leistungs- und Drehmomentwerte von Dieselmotoren. *MTZ Motortech.* Z 63, 296–301. <https://doi.org/10.1007/BF03226628>.

6. Kuleshov, A.S. (2005). Model for predicting air-fuel mixing, combustion and emissions in DI diesel engines over whole operating range. *SAE Technical Paper* 2005-01-2119. DOI: 10.4271/2005-01-2119.

7. Programmnyi kompleks «DIZEL-RK»: ofitsialnyi sait. – Elektron. resurs. – Rezhim dostupa: <https://diesel-rk.ru/Rus/>. (12.02.2024).

8. Tausenev E.M. Ob ustanovke okhladitel'ia topliva na traktor K-744R2 s dizelem 8481.10 pri vypolnenii remontno-obsluzhivaiushchikh rabot / E.M. Tausenev // *Vestnik Altaiskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta.* – 2020. – No. 7 (189). – S. 137-145.



УДК 631.152.2

DOI: 10.53083/1996-4277-2024-234-4-96-107

**А.В. Грачев, Е.Н. Неверов,
А.М. Осинцев, К.Б. Плотников**
A.V. Grachev, E.N. Neverov,
A.M. Osintsev, K.B. Plotnikov

СПОСОБ РАБОТЫ МОДУЛЯ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ СЕГМЕНТАМИ УЗЛОВ И ОБЪЕКТОВ АПК С ПОМОЩЬЮ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИХ СОСТОЯНИЯ

METHOD OF OPERATION OF THE MODULE OF THE MANAGEMENT SYSTEM FOR SEGMENTS OF ASSEMBLIES AND OBJECTS OF THE AGRO-INDUSTRIAL COMPLEX USING NEURAL NETWORKS TO PREDICT THEIR CONDITION

Ключевые слова: оборудование агропромышленного комплекса, объекты АПК, сельское хозяйство, нейронные сети, машинное обучение, многослойный перцептрон, статистика, прогнозирование, модели, прогнозная оценка.

Задача исследования состоит в анализе применения системы оценки отдельных узлов (объектов оборудования) производства на предприятии АПК. Сложности использования методов прогнозирования заключаются в их временных затратах для получения более точного прогноза. В исследование была поставлена задача – получить допустимую и достаточную точность при использовании нейросети, обученной на малом объеме данных. Нейросети уже неплохо показали себя в разных отраслях, таких как ИТ и сетевые технологии, автопилот. Объект на предприятии АПК – это техническое устройство, нормальная работа которого обеспечивает производственный цикл. Современные произ-

водства требуют цифровизации. Работа оборудования на них должна быть управляема. Но также должна существовать система, позволяющая оценить состояние объекта оборудования. Применение нейросетей, позволяющих извлекать полезную информацию из массивов статистических данных, предоставляет возможность для исследования в области их применения для решения задач управления в АПК. Приведены результаты исследования в области применения нейросетей в АПК для прогноза состояния объекта. Учитывается, что объект является единицей оборудования в производственном цикле, и на него могут влиять внешние факторы, что выражено в одной из характеристик. Результаты оформлены в виде численного показателя состояния объекта на основе данных нейросети. Результаты могут быть использованы как вариант применения современных нейросетей в АПК в работе контрольно-управленческих, диспетчерских задачах. Дальнейшие исследования направлены на изучение

шаблонов работы отдельных устройств. Исследован способ контроля работы узлов производственных объектов АПК. Использовались методы математического моделирования и аппарат нейронных сетей. В рамках работы с малым набором данных нейросеть показала хорошие результаты при оценке определённого объекта. Средняя квадратическая ошибка – 0.121, среднемоdulное отклонение – 0.091.

Keywords: *equipment of agro-industrial complex, agricultural facilities, agriculture, neural networks, machine learning, multilayer perceptron, statistics, forecasting, models, predictive assessment.*

The research objective is to analyze the application of the system for evaluating individual units (equipment objects) of production at an agro-industrial complex enterprise. The complexity of using forecasting methods consists in their time costs to obtain a more accurate forecast. The objective included obtaining an acceptable and sufficient accuracy when using a neural network trained on a small amount of data. Neural networks have already shown themselves well in various industries, such as IT and network technologies, and autopilots. An object at an agro-industrial complex enterprise is a technical device which normal operation ensures the operation of the production cycle. Modern production requires digitalization. The opera-

tion of equipment should be controlled. But there should also be a system that allows assessing the condition of the equipment object. The use of neural networks that allow extracting useful information and arrays of statistical data provides an opportunity for research in the field of their application for solving management problems in the agro-industrial complex. This paper discusses the research findings in the field of application of neural networks in the agro-industrial complex for predicting the state of an object. It should be taken into account that the object is a piece of equipment in the production cycle, and it may be influenced by external factors which is expressed in one of the characteristics. The results are presented as a numerical indicator of the state of the object based on neural network data. The results may be used as an option for the use of modern neural networks in the agro-industrial complex in the work of control and management, and dispatching tasks. Further research is aimed at studying the patterns of operation of individual devices. A method for controlling the operation of units of production facilities of the agro-industrial complex was studied. The methods of mathematical modeling and the apparatus of neural networks were used. As part of working with a small data set, the neural network showed good results when evaluating a particular object. Root mean square error was 0.121; standard deviation: 0.091.

Грачев Александр Викторович, аспирант, Кемеровский государственный университет, г. Кемерово, Российская Федерация, e-mail: grachev_av@list.ru.

Неверов Евгений Николаевич, д.т.н., профессор, зав. кафедрой техносферной безопасности, Кемеровский государственный университет, г. Кемерово, Российская Федерация, e-mail: neverov42@mail.ru.

Осинцев Алексей Михайлович, д.т.н., профессор, Кемеровский государственный университет, г. Кемерово, Российская Федерация, e-mail: olex1@mail.ru.

Плотников Константин Борисович, д.т.н., доцент, профессор кафедры, Кемеровский государственный университет, г. Кемерово, Российская Федерация, e-mail: k.b.plotnikov.rf@gmail.com.

Grachev Aleksandr Viktorovich, post-graduate student, Kemerovo State University, Kemerovo, Russian Federation, e-mail: grachev_av@list.ru.

Neverov Evgeniy Nikolaevich, Dr. Tech. Sci., Prof., Kemerovo State University, Kemerovo, Russian Federation, e-mail: neverov42@mail.ru.

Osintsev Aleksey Mikhaylovich, Dr. Tech. Sci., Prof., Kemerovo State University, Kemerovo, Russian Federation, e-mail: olex1@mail.ru.

Plotnikov Konstantin Borisovich, Dr. Tech. Sci., Assoc. Prof., Kemerovo State University, Kemerovo, Russian Federation, e-mail: k.b.plotnikov.rf@gmail.com.

Введение

Автоматизация объектов АПК – процесс длительный, сопряженный с большим набором промежуточных этапов. Одним из них является проектирование системы, позволяющей пользователю (владельцу, оператору, диспетчеру) иметь достаточно сведений для осуществления управления подотчетным оборудованием. Сам же процесс производства в современных реалиях представляет собой поэтапную цепочку определенных технологией производства действий. При этом если сам процесс выращивания агрокультуры или разведения животных является задачей специалистов по профильным дисциплинам

сельского хозяйства, то использование технического оборудования уже требует внимание квалифицированного специалиста, который может совсем не иметь квалификации в области агропромышленного комплекса (АПК).

Информационные технологии хорошо зарекомендовали себя в области автоматизации информационных процессов. Они используются в задачах автоматизации документооборота в компьютерных сетях, что позволяет внедрять на их базе комплексы специальных устройств, датчиков, собирающих те или иные метрики данных. Это дает возможность автоматизировать процесс сбора статистики. Но «сырая» статистика

мало пригодна для использования, она чаще всего требует еще дополнительной обработки и приведения к виду, удобному для восприятия человеком, принимающим решения.

Сами по себе данные – это просто цифры, которые показывают некоторую размерность чего-то. Насколько это важно, зависит от того, как интерпретировать эти данные. Это один из простых способов автоматизации. Подключение подобной системы к компьютеру позволит вести статистику и наблюдать за изменениями показаний в реальной времени. Подключение к компьютеризированному диспетчерскому пульту серии датчиков даст возможность наблюдать за процессом сразу с нескольких узлов, в то же время увеличив объем собираемой статистики.

Популярность нейросетевых методов в современных реалиях обеспечило им нишу и применение из-за их отличной результативности [1-3]. Нейросети активно применяются в различных областях, прежде всего в информационных технологиях, сетях [4], робототехнике и еще в достаточно молодой области предсказания возможных изменений измеряемых величин – прогноз трендов финансовых рынков.

Актуальность исследования выражена в том, что при существовании большого объема работ по применению нейронных сетей в АПК в них в основном ставится задача из области машинного зрения, распознавания изображений и т.д. В АПК чаще всего нейросети применяются как средства обработки видеоданных. Комбайны, управляемые автопилотом, используют такие разработки для контроля кромки полосы полей. Еще мало изученной областью можно назвать способы использования нейросетевых технологий для прогнозирования состояния работы технических объектов предприятия АПК [5-7, 21, 22].

В то же время при проектировании системы автоматического управления любым объектом для нормального функционирования системы сбора и анализа данных необходимо наличие промышленной сети, соединяющей датчики всех производственных объектов цикла на предприятии АПК.

Недостатки подхода выражены в существующей практике. Принято условие, что для предприятия удобна максимальная автоматизация, но на практике это часто не так. Автоматизируются лишь отдельные элементы, а не весь комплекс в целом. Также в условиях необходимости

сохранения уже существующих сетей и узлов на предприятии (предприятия АПК не исключение) при проектировании новой структуры промышленной сети предусматривается интеграция уже существующих на предприятии систем с новыми технологиями, что сильно снижает итоговые характеристики создаваемой структуры. По мнению агротехнологов, выступавших консультантами, снижение темпа работ из-за задержек при обмене информацией достигало 40%.

Важно наличие блока в цифровой системе управления, который служит для обеспечения связности узла или цифрового датчика с существующими системами управления производством, планирования и управления проектами и т.п. Взаимодействия с такими системами, как ERP, CRM и т.д., управление материальным обеспечением, складами, проектами и другими аналогичными системами.

Производственный цикл – это цепочка последовательных операций, направленных на достижение результата, процесс, состоящий из работы на последовательных этапах определенных узлов, отвечающих за каждый из своих участков в любом производственном процессе. При этом сам сбор данных должен быть автоматизирован и представлять собой сеть, в которой транспортные функции данных были бы скрыты от пользовательских программ. Система управления должна быть независимой от инфраструктуры сети и представлять пользователю – агротехнологу только нужную ему информацию.

Целью и задачами работы является разработка системы управления, как отдельным модулем, на основе контроля текущего состояния объекта (датчика, сенсора) на линии производственного цикла АПК и использование методов прогнозирования их состояния с целью получения допустимой и достаточной точности при использовании нейросети, обученной на малом объеме данных, но при этом с достаточной эффективностью для применения этого модуля специалистом агротехнологом в своей работе; проведение исследования возможности применения системы управления набором цифровых объектов с применением нейросетей в задачах АПК. Под цифровыми объектами следует понимать любое техническое устройство, датчик или объект, способный снимать измеряемые показатели и/или передавать или сохранять их в памяти. Требовалось установить, способна ли разработанная модель определить нормальные гра-

ницы работы объекта по его статистике. Научной новизной является подход к проектированию модуля системы управления, т.е. с применением обученной нейросети на малом объеме данных и подобного метода для решения задач в сфере АПК.

Объекты и методы исследования

Предприятия АПК чаще всего имеют малый процент автоматизации и полной автоматизации не планируют, чаще всего по финансовым соображениям. Так что требовалась проверка возможности работы системы управления на основе технологии нейросетей при ограниченных для разработчика ресурсах и относительно плохой культуре работы персонала с данными, т.е. моделирование работы системы для управления датчиками на производственном цикле объекта на предприятии АПК на этапе работы блока сбора и анализа данных являлось целью исследования.

Описанный способ управления опирается на практику, при котором весь производственный

цикл разделен на сегменты, которые могут быть автоматизированы полностью, частично или же не автоматизированы. При этом сам сегмент может быть выражен одним единственным узлом-датчиком или представлять собой сегмент из нескольких датчиков, работающих в комплексе.

Для оценки состояния выделяемых узлов применен следующий алгоритм: 1) формирование выборки данных и их нормирование; 2) определение количества оцениваемых узлов; 3) установление граничных условий для каждого типа данных; 4) определение диапазона показателей значений характеристик; 5) проведение моделирования в границах выбранных диапазонов; 6) сравнение результатов моделирования с реальными данными по СМО; 7) прогнозирование состояния объекта и расчет ошибки прогнозирования; 8) формирование выводов системы.

В упрощенном виде схема приведена на рисунке 1. Этапы 3, 4, 5, 7 описанного способа представлены на рисунке 1.

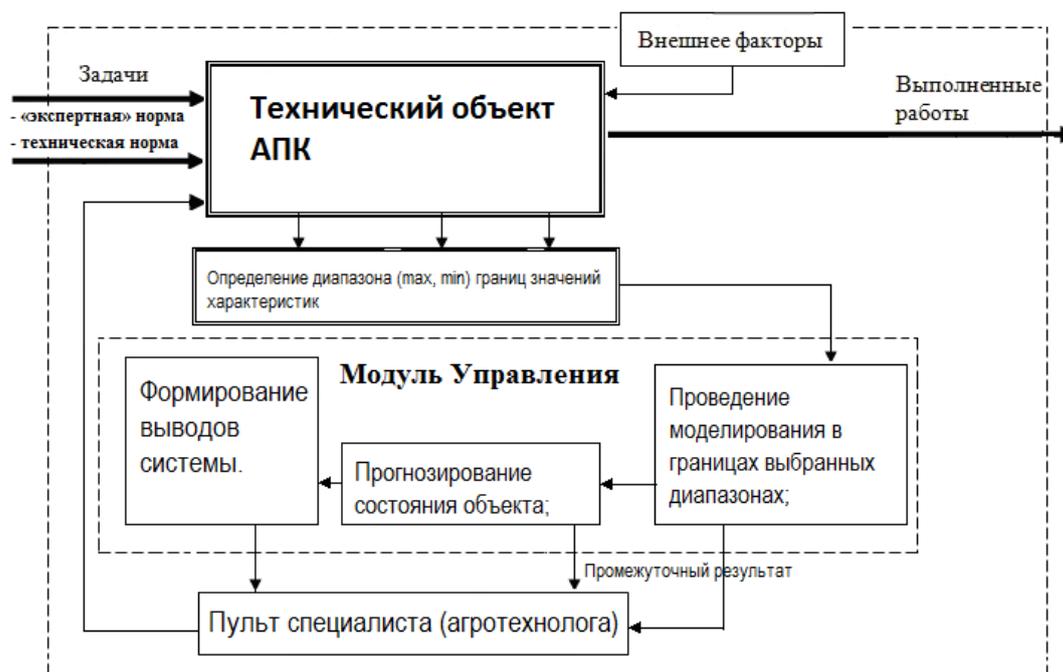


Рис. 1. Упрощенная схема модуля системы управления для прогнозирования состояния объекта АПК

Материалы и методы исследования

Объект на предприятии АПК может быть оценен «на глаз», т.е. на основе опыта агронома-технолога. При другом подходе для оценки могут быть заранее выбран ряд критериев, на основе которых делается оценка. Например, производительность может иметь метрику кило-

грамм/час для какой-либо установки. В исследовании принято, что любой технический объект АПК представлен как узел (технический объект, датчик) последовательного производственного процесса. Узел (датчик), у которого есть свои показатели работы, и по ним можно оценить его состояние. Для этого был выделен ряд ком-

плексных переменных характеристик, которые описывают состояние на основе ряда факторов.

При таком подходе всегда есть оценочная комплексная переменная X , несущая в себе данные нескольких характеристик.

В исследовании в данной работе были выделены два основных подхода:

- «экспертная» норма – оценка специалистом (агротехнологом) на основе его опыта условно была обозначена как

$$x_{\text{эксперт}} = (x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (1)$$

Экспертная оценка – это мнение агротехнолога, который оперирует своим опытом и принимает решение о значении отклонений от благоприятных условий работы. Это первый способ, при котором следует принять за условия существования определенных допустимых значений,

которые можно условно принять как «нормальные»;

- *техническая норма* – оценка на основе технических характеристик объекта. Как правило, эти характеристики могут быть приняты, исходя из технической документации производителя оборудования.

Условно была обозначена как

$$x_{\text{техн}} = (x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (2)$$

Таким образом, в качестве отправной точки, при исследовании возможности применения методов прогноза для оценки состояния объектов было принято наличие показателя «нормального состояния объекта». Оно может быть указано точно или же вычислено как первый этап работы модели. Сами этапы работы приведены на рисунке 2.

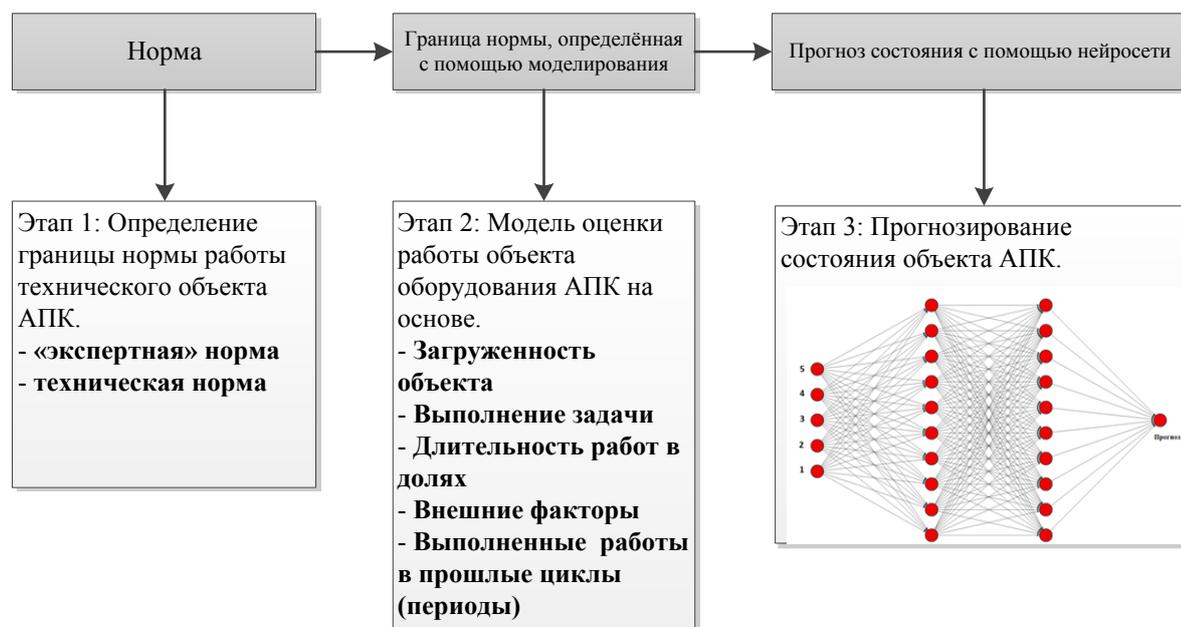


Рис. 2. Блок-схема модели процесса определения граничных условий для прогноза

Для решения задачи определения оптимальных показателей работы оборудования АПК разработана модель динамики изменений показателей нормальной работы при производственном процессе.

Для определения интервала нормальной работы объекта в исследовании принято исходить из оценки влияния этого объекта (оборудования или его характеристики) на всю выполненную работу, т.е. определить долю участия в цикле производства. Для этого использовалась формула:

$$D_m = \left[\sum_{i=1}^n \frac{x_m}{100} \right], \quad (3)$$

где D_m – доля влияния объекта оборудования в процессе производства;

x_m – норма работы объекта в долях;

n – кол-во объектов (узлов, этапов) в цикле.

Модель оценки работы объекта оборудования. Оценка сегмента с оцениваемым объектом технического оборудования в своем составе происходит с учетом ограничений, наиболее влияющих на работу выбранного объекта. В качестве объекта выступает техническое устрой-

ство и его характеристики, по которым можно оценить работу этого устройства в составе производственного сегмента:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (4)$$

где X – матрица значений характеристик устройства (узел, датчик, объект), x_1, x_2, \dots, x_n характеристики узла:

$$X = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}), \\ (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n}), (x_{31}, x_{32}, \dots, x_{3n}), \dots \\ (x_{mn}, x_{m-1}, \dots, x_{m-1n}). \quad (5)$$

Для исследований были доступны данные по техническим характеристикам теплицы. В качестве характеристик использованы следующие:

- x_1 – загруженность объекта в долях в интервале допустимых значений для объекта (агента, датчика);

- x_2 – отношение выполненных и невыполненных задач на объекте для оценивания рассматриваемого объекта в промежутке к общему количеству;

- x_3 – длительность работ к нормальному времени работы для объекта;

- x_4 – учитывает влияние внешних факторов, описывает долю недоступности объекта для работы.

Под «агрессивным фактором» следует понимать любое противодействие процессу и препятствие нормальной работе объекта, оборудования. В качестве базового правила для расчета выбрано следующие. Если доля недоступности объекта $\leq 100\%$ и время задержки $\rightarrow \min$, тогда стабильность работы узла (объекта) при наличии влияния внешних отрицательных факторов является наиболее полной;

- x_5 – опыт работы объекта в прошлые рабочие циклы. Информация о прошлых циклах использования содержит в себе данные о работе объекта на предыдущих задачах.

Вычисление производится по формуле:

$$x_5 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{g_j}{\sum_{j=1}^n g_j} + \frac{d_j}{\sum_{j=1}^n d_j} \right), \quad (6)$$

где g_j – количество циклов, выполненных через j -объект за нормативное время;

$\sum g_j$ – сумма оценки циклов, выполненных через j -объект за нормативное время;

d_j – оценка (при наличии, при отсутствии равна 1) работы объекта, имеющих этапы неработоспособности, но завершённые позднее для j -того объекта;

$\sum d_j$ – сумма оценки работы объектов (при наличии, при отсутствии равна 1), имеющих этапы неработоспособности, но завершённые позднее для j -того объекта;

n – кол-во циклов, выполненных за один этап.

Моделирование текущего состояния объекта технического оборудования. Описанный способ управления опирается на практику, при которой весь производственный цикл разделен на сегменты, которые могут быть автоматизированы полностью, частично или же не автоматизированы. При этом сам сегмент может быть выражен одним единственным узлом-датчиком или представлять собой сегмент из нескольких датчиков, работающих в комплексе. В исследовании рассматривается модель оценки узла (объекта) в производственной цепочке предприятия АПК с точки зрения численной оценки его состояния. Значения переменных $x_1 \dots x_5$ применяются в модели для расчета оценки нормы с помощью моделирования по формуле (7). При условии отсутствия части данных в наблюдении или наличия некорректных данных для переменных модели (7) расчеты могут в определённых случаях принимать отрицательные значения, что является показателем ухудшения работы объекта. Результаты приводятся в долях от 0 до 1, где значения, стремящиеся к 0, показывают худшее в результате выполнения оцениваемой задачи. Значения, стремящиеся к 1, наиболее лучшую работу объекта.

$$Md = \begin{cases} Md(t) = x_1(t) - x_2(t-1) - x_3(t-1) \\ Md(t-1) = x_4(t-1) + x_5(t-1) \end{cases}, \quad (7)$$

где $Md(t)$ – численный показатель оценки узла (объекта) в момент времени t ;

$x_1(t)$ – загруженность объекта в интервале допустимых значений для объекта (агента, датчика) в момент времени t (выраженная в долях);

$x_2(t-1)$ – отношение выполненных и невыполненных задач на объекте (потери в долях от 0 до 1) в предыдущем $(t-1)$ периоде времени (цикле передачи);

$x_3(t-1)$ – соотношение длительности работ к нормальному времени (задержек) на преды-

дущем этапе (цикле передачи) (выраженные в долях);

$Md(t-1)$ – численный показатель оценки узла (объекта), определяемый исходя из оценки работы в $(t-1)$ периоде времени (выраженный в долях);

$x_4(t-1)$ – численное значение оценки влияния внешних факторов, описывает долю недоступности объекта для работы в предыдущем $(t-1)$ периоде времени (цикле передачи);

$x_5(t-1)$ – оценка опыта работы объекта в прошлые рабочие циклы без сбоев в t периоде времени (цикле передачи) на предыдущем шаге (в долях).

На основе проведенного моделирования (7) как и результатов моделирования (3) могут быть установлены границы интервала изменений допустимых значений переменных. Пример описания переменных, влияющих на состояние технического объекта, приведен в таблице 1.

Таблица 1

Коэффициенты, характеризующие работу объекта АПК (пример для технического объекта «Теплица»)

Типы данных по этапам оценки	Краткое описание	Нормальное значение	По модели
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
Выполнение задачи	Доля успешно выполненных задач. Выполненный объем от запланированного	0,7	0,9
Длительность работ в долях	Выражение времени затраченного на цикл работ в долях, с учетом превышенного в долях от нормального для данного типа работ	0,8	1,2
Внешние факторы	Выраженное влияние внешних факторов на объект, доля недоступности объекта во время работы	0,1	0,3
Выполненные работы в прошлые циклы (периоды)	Доля выполненных работ из статистики всех учтенных циклов	0,5	1

Прогнозирование состояния объекта АПК. Применение нейросетей в АПК призвано оценить как объект, как и его желаемый результат [8, 9]. Например, рассчитать будущие производства [12]. Все это части, влияющие на результаты работы объекта АПК [10-12]. Данные, собранные с этих узлов, являются источником статистики для прогнозирования состояния объекта, есть примеры в иных отраслях в АПК [13-20].

Техническое оборудование является участником производственного процесса. Без технических устройств современное успешное производство в сфере АПК невозможно.

Нейронная сеть способна дать прогноз оценки состояния технического объекта, может быть использована как один из методов, показывающий необходимость и требующий внимания агротехнолога к определенному участку или объекту.

В работе использовался многослойный персептрон, со скрытыми слоями по десять нейронов. Исследуемый набор данных разделен в соотношении 80% обучающей и 20% валидационной выборки. Нейросеть регрессионная. Тип

обучения: с обратным распространением ошибки. Метод обучения: стохастического градиентного спуска. Число входов: 5. Выход: 1. Для исследований использовался нормализованный набор данных статистики работы объекта. При этом учитывалось, что набор данных собирался не все время проведения исследований в работе теплицы, поэтому данные были разделены на циклы работы: от одного момента измерения данных на этапе работ и внесения изменений до следующего. Всего в общем 2306 измерений по пяти характеристикам, разделенным на обучающую и валидационную выборку. При этом учитывалось, что чем сложнее модель, тем больше вероятность переобучения. Поэтому исходя из того, что в наборе было малое количество данных, чтобы избежать быстрого переобучения и выбросов, использовалась простая модель на основе многослойного персептрона.

Для реализации и обучения нейросети использовались программные продукты: язык программирования Python3, интегрированная среда разработки PyCharm, библиотеки PyTorch, Numpy.

Экспериментальная часть

Пример работы нейросети в рамках исследования на тестовых данных, представляющих собой статистические показатели работы отдельного объекта производственной цепочки АПК, приведены в таблице 2. Тестовые вычисления проводились для данных объекта *теплица*, тепличный комплекс для выращивания соев. Объект теплица представлялся как комплексный технический объект, имеющий ряд оценочных характеристик, влияющих на его работу. Набор данных представлял собой показате-

тели датчиков и оценки технологов. Для каждого из объектов данные были разделены на обучающую и валидационную выборку. Перцептрон обучался на наборе данных для каждого объекта (для каждого типа данных по этапам оценки).

Пример использования нейросети для теплицы и её критериев представлен в таблице 3. Из полученных результатов для примера с теплицей видно, что по выделенным показателям ожидаются отклонения:

$$x_{техн} = ((0,75), (0,71), (1,5), (0), (2,36)).$$

Таблица 2

Коэффициенты, характеризующие работу объекта АПК (пример для технического объекта «Теплица») с прогнозом от нейросети

Типы данных по этапам оценки	Нормальное значение	Граница по модели	Прогноз нейросети
	этап 1	этап 2	этап 3
<i>Загруженность объекта</i>			
Интервал нормального значения для задачи на оценочный период: 0,4-0,9	0,4	0,9	0,75
<i>Выполнение задачи</i>			
Интервал нормального значения для задачи на оценочный период: 0,7-0,9	0,7	0,9	0,71
<i>Длительность работ в долях</i>			
Интервал нормального значения для задачи на оценочный период: 0,8-1,2	0,8	1,2	1,5
<i>Внешние факторы (простои)</i>			
Интервал нормального значения для задачи на оценочный период: 0,1-0,3	0,1	0,3	0
<i>Выполненные работы в прошлые циклы (периоды)</i>			
Интервал нормального значения для задачи на оценочный период: 0,5-1	0,5	1	2,36

Таблица 3

Пример интерпретации результатов прогноза

Типы данных	Прогноз состояния. Объект: теплица критерий: влажность	Вывод системы
Загруженность объекта	0,75	Допустимо, ниже модельного
Выполнение задачи	0,71	Допустимо, ниже модельного
Длительность работ в долях	1,5	Выше нормы, выше модельного, <i>требуется корректировка</i>
Внешние факторы	0	Ниже нормы, ниже модельного, <i>требуется корректировка</i>
Выполненные работы в прошлые циклы (периоды)	2,36	Существенно выше нормы, <i>влияние превышено</i>

Из данных таблицы 3 следует, что нейросеть удовлетворительно обучилась оценивать объект. В итоге работы исследуемой системы специалист технолог будет иметь перед собой ряд информации, необходимой ему для принятия решения. Задача системы – дать прогноз при попадании оценки в допустимый интервал, указать отношение с расчетами при моделирова-

нии. Например, при значении прогноза влажности для теплицы полученные данные могут быть интерпретированы. При обучении нейросети удалось достичь следующих показателей, что является удовлетворительным показателем. Показатели точности прогнозирования приведены в таблице 4.

Таблица 4

Значения ошибок при вычислении оценки прогноза

Значения ошибок при вычислении оценки прогноза	Показатели точности при прогнозировании
Средняя квадратическая ошибка	0,121
Дисперсия	0,397
Среднемодульное отклонение	0,091
Среднеотносительная ошибка	12,921
Коэффициент детерминации R^2	0,963

Общий итог прогноза из примера в таблице 3. При нормальной загруженности объект теплица длительное время в процессе рабочего цикла имеет повышенную влажность, в том числе и с учетом предыдущих циклов, разумеется, требует вмешательства агротехнолога либо перенастройки системы цифрового управления.

Выводы

Интерпретируя полученные результаты на тестовом объекте типа теплица, следует сделать некоторые пояснения. Любой процесс производства – это цепочка последовательных операций, направленных на достижение результата, т.е. процесс, состоящий из работы узлов, отвечающих за каждый из своих участков в производственном процессе.

Представлен модуль системы управления техническими устройствами (датчиками) в теплице с использованием нейросети, обученной при малом наборе данных порядка 2 тыс. наблюдений. Это было одно из условий поставленной задачи. В работе использовались методы математического моделирования и аппарат нейронных сетей. В рамках работы с малым набором данных нейросеть показала относительно хорошие результаты при оценке работы технических устройств объекта типа теплица. Показатель ошибки при работе нейросети составили: средняя квадратическая ошибка – 0,121, среднемодульное отклонение – 0,091.

Представленный способ с использованием нейросети с простой архитектурой, опираясь на

результаты моделирования, позволил исследовать эффективность использование такого подхода в системе управления, используя статистически данные с объекта. Способ показал допустимые результаты: среднеотносительная ошибка тестовых испытаний составила 12,921.

Результаты могут быть использованы в системах управления в качестве информационно-аналитического модуля представления обработанных данных, а также для построения систем управления объектами, когда необходимо уменьшить количество вмешательств специалиста агротехнолога в процесс производства с целью корректировки его узлов и привлечь внимание специалиста именно к узлам, требующим вмешательства или регулировки работы.

Библиографический список

1. Шутьков, А. А. Будущее искусственного интеллекта, нейросетей и цифровых технологий в АПК / А. А. Шутьков, А. Н. Анищенко. – DOI 10.18334/ecsoc.9.4.100454. – Текст: непосредственный // Экономика и социум: современные модели развития. – 2019. – Т. 9, № 4 (26). – С. 508-522. – EDN: RVWTTQ.
2. Погоньшев, В. А. Нейронные сети в цифровом сельском хозяйстве / В. А. Погоньшев, Д. А. Погоньшева, В. Е. Ториков. – DOI 10.52691/2500-2651-2021-87-5-68-71. – Текст: непосредственный // Вестник Брянской государственной сельскохозяйственной академии. – 2021. – № 5 (87). – С. 68-71. – EDN: MDJBSL.

3. Рогов, М. А. Перспектива использования нейронных сетей на рынке АПК / М. А. Рогов, А. А. Дубовицкий. – Текст: непосредственный // Наука и образование. – 2022. – Т. 5, № 2. – порядковый номер 321. – EDN: BTXLPN.
4. Ян Лекун. Как учится машина. Революция в области нейронных сетей и глубокого обучения / Ян Лекун. – (Библиотека Сбера: Искусственный интеллект). – Москва: Альпина нон-фикшн, 2021. – 335 с. – ISBN 978-5-90-747055-2. – Текст: непосредственный.
5. Юрченко, И. Ф. Интеграция цифровых систем в сферу агропроизводства на мелиорированных землях / И. Ф. Юрченко. – DOI 10.34286/1995-4646-2020-73-4-73-80. – Текст: непосредственный // Международный технико-экономический журнал. – 2020. – № 4. – С. 73-80. – EDN: JRBYVN.
6. Федотова, Г. В. Интеллектуальные технологии управления АПК / Г. В. Федотова, И. А. Морозова, Цицигэ. – Текст: непосредственный // Цифровизация в контексте устойчивого социально-экономического развития агропромышленного комплекса: сборник материалов / II Международная научно-практическая конференция по проблемам развития аграрной экономики. – Москва, 2021. – С. 546-551. – EDN: ZLNGXK.
7. Ивашкин, Ю. А. Агентные и нейросетевые технологии в ситуационном моделировании технологических систем / Ю. А. Ивашкин, М. А. Никитина. – Текст: непосредственный // Математические методы в технике и технологиях – ММТТ. – 2018. – Т. 1. – С. 123-128. – EDN: XWERDN.
8. Вахрамеев, Р. А. Использование нейросети для прогнозирования перспектив развития агропромышленного комплекса Российской Федерации / Р. А. Вахрамеев, М. Н. Толмачев, В. Н. Афанасьев. – DOI 10.46554/1993-0453-2020-5-187-52-58. – Текст: непосредственный // Вестник Самарского государственного экономического университета. – 2020. – № 5 (187). – С. 52-58. – EDN: PJGBNK.
9. Виды нейронных сетей и их применение / Н. В. Картечина, А. М. Дорохова, Р. Н. Абалуев [и др.]. – Текст: непосредственный // Наука и образование. – 2021. – Т. 4. № 3. – порядковый номер 239. – EDN: HMFMXV.
10. Тимофеев, М. Г. Искусственный интеллект в сельском хозяйстве / М. Г. Тимофеев, А. В. Бабайцев, Л. И. Никонорова. – Текст: непосредственный // Наука и образование. – 2020. – Т. 3, № 4. – С. 71. – EDN: HGGVDR.
11. Состояние цифровой трансформации сельского хозяйства / В. Е. Ториков, В. А. Погонишев, Д. А. Погонишева, Г. Е. Дорных. – Текст: непосредственный // Вестник Курской государственной сельскохозяйственной академии. – 2020. – № 9. – С. 6-13. – EDN: CONNGK
12. Windsor, F., et al. (2022). Network science: Applications for sustainable agroecosystems and food security. *Perspectives in Ecology and Conservation*. 20. DOI: 10.1016/j.pecon.2022.03.001.
13. Белоусов, И. С. Нейросетевой анализ изображений в сельском хозяйстве с использованием SAAS-системы / И. С. Белоусов, А. Ф. Рогачев. – Текст: непосредственный // Инженерный вестник Дона. – 2022. – № 8 (92). – С. 152-161. – EDN: XTXXAJ.
14. Киреева, П. Прогнозирование урожайности картофеля в волгоградской области с использованием VI-системы LOGINOM / П. Киреева, К. В. Чернышева, С. И. Афанасьева. – Текст: непосредственный // Известия Международной академии аграрного образования. – 2022. – № 62. – С. 103-107. – EDN: ADEAZZ.
15. Основы создания нейро-цифровых экосистем. гибридный вычислительный интеллект: монография / А. А. Федоров, И. В. Либерман, С. И. Корягин, [и др.]. – Калининград, 2021. – 241 с. – EDN: DQUXRR.
16. Парфенова, В. Е. Использование нейронных сетей для оценки качества зерна / В. Е. Парфенова. – Текст: непосредственный // Известия Международной академии аграрного образования. – 2021. – № 56. – С. 92-95. – EDN: QBSLXK.
17. Перспективы повышения производительности и эффективности сельскохозяйственного производства с применением интеллектуальной интегрированной среды / В. Нагоев, В. М. Шуганов, К. Ч. Бжихатлов [и др.]. – DOI 10.35330/1991-6639-2021-6-104-155-165. – Текст: непосредственный // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. – 2021. – № 6 (104). – С. 155-165. – EDN: UQDKVN.
18. Ерохин, М. Н. Интеллектуальная система диагностирования параметров технического состояния сельскохозяйственной техники / М. Н. Ерохин, А. С. Дорохов, Ю. В. Катаев. – DOI 10.26897/2687-1149-2021-2-45-50. – Текст: непосредственный // Агроинженерия. – 2021. – № 2 (102). – С. 45-50. – EDN: RYZKCV.

19. Камышова, Г. Н. Моделирование нейро-прогнозирующего управления дождевальными машинами / Г. Н. Камышова. – DOI 10.26897/1997-6011-2021-1-14-22. – Текст: непосредственный // Природообустройство. – 2021. – № 1. – С. 14-21. – EDN: COOTFT.

20. Рученькин, М. А. Применение нейросетевых технологий в задаче прогнозирования погодных условий / М. А. Рученькин. – Текст: непосредственный // Перспективы развития информационных технологий. – 2015. – № 24. – С. 27-32. – EDN: TWFMSX.

21. Багаев, А. А. Результаты упрощенного математического моделирования распределения температуры жидкости в теплообменном канале электронагревателя с внутренним источником теплоты / А. А. Багаев, С. О. Бобровский. – DOI 10.53083/1996-4277-2021-204-10-117-122. – Текст: непосредственный // Вестник Алтайского государственного аграрного университета. – 2021. – № 10 (204). – С. 117-121.

22. Беляев, В. И. Дистанционный мониторинг работы агрегата для внутрипочвенного внесения жидких минеральных удобрений в Алтайском крае / В. И. Беляев, Р. Е. Прокопчук. – DOI 10.53083/1996-4277-2022-214-8-115-119. – Текст: непосредственный // Вестник Алтайского государственного аграрного университета. – 2022. – № 8 (214). – С. 115-119.

References

1. Shutkov, A. A. Budushchee iskusstvennogo intellekta, neirosetei i tsifrovyykh tekhnologii v APK / A. A. Shutkov, A. N. Anishchenko // *Ekonomika i sotsium: sovremennyye modeli razvitiia*. – 2019. – Т. 9, No. 4 (26). – С. 508-522. DOI: 10.18334/ecsoc.9.4.100454.

2. Pogonyshchev, V. A. Neironnyye seti v tsifrovom selskom khoziaistve / V. A. Pogonyshchev, D. A. Pogonyshcheva, V. E. Torikov // *Vestnik Brianskoi gosudarstvennoi selskokhoziaistvennoi akademii*. – 2021. – No. 5 (87). – С. 68-71. DOI: 10.52691/2500-2651-2021-87-5-68-71.

3. Rogov, M. A. Perspektiva ispolzovaniia neironnykh setei na rynke APK / M. A. Rogov, A. A. Dubovitskii // *Nauka i obrazovanie*. – 2022. – Т. 5, No. 2.

4. Ian Lekun. Kak uchitsia mashina. Revoliutsiia v oblasti neironnykh setei i glubokogo obucheniia. (Biblioteka Sbera: Iskusstvennyi intellekt). – Moskva: Alpina non-fikshn, 2021. – 335 s. ISBN 978-5-90-747055-2.

5. Iurchenko, I. F. Integratsiia tsifrovyykh sistem v sferu agroproduktivnogo meliorirovannykh zemliakh / I. F. Iurchenko // *Mezhdunarodnyi tekhniko-ekonomicheskii zhurnal*. – 2020. – No. 4. – С. 73-80. DOI: 10.34286/1995-4646-2020-73-4-73-80.

6. Fedotova, G. V. Intellektualnye tekhnologii upravleniia APK / G. V. Fedotova, I. A. Morozova, Tsitsige // *Tsifrovizatsiia v kontekste ustoichivogo sotsialno-ekonomicheskogo razvitiia agropromyshlennogo kompleksa. Materialy II Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii po problemam razvitiia agrarnoi ekonomiki*. – Moskva, 2021. – С. 546-551.

7. Ivashkin, Iu. A. Agentnye i neirosetevye tekhnologii v situatsionnom modelirovanii tekhnologicheskikh sistem / Iu. A. Ivashkin, M. A. Nikitina // *Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiiakh - MMTT*. – 2018. – Т. 1. – С. 123-128.

8. Vakhrameev, R. A. Ispolzovanie neiroseti dlia prognozirovaniia perspektiv razvitiia agropromyshlennogo kompleksa Rossiiskoi Federatsii / R. A. Vakhrameev, M. N. Tolmachev, V. N. Afanasev // *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta*. – 2020. – No. 5 (187). – С. 52-58. DOI: 10.46554/1993-0453-2020-5-187-52-58.

9. Vidy neironnykh setei i ikh primeneniye / N. V. Kartechina, A. M. Dorokhova, R. N. Abaluev, V.A. Shatskii, A.A. Gushchina, S.O. Chirkin // *Nauka i obrazovanie*. – 2021. – Т. 4. – No. 3.

10. Timofeev M. G., Babaitsev A.V., Nikonorova L.I. Iskusstvennyi intellekt v selskom khoziaistve // *Nauka i obrazovanie*. – 2020. – Т. 3. – No. 4. – С. 71.

11. Sostoianie tsifrovoy transformatsii selskogo khoziaistva / V.E. Torikov, V.A. Pogonyshchev, D.A. Pogonyshcheva, G.E. Dornyykh // *Vestnik Kurskoi GSKhA*. – 2020. – No. 9. – С. 6-13.

12. Windsor, F., et al. (2022). Network science: Applications for sustainable agroecosystems and food security. *Perspectives in Ecology and Conservation*. 20. DOI: 10.1016/j.pecon.2022.03.001.

13. Belousov, I. S. Neirosetevoi analiz izobrazhenii v selskom khoziaistve s ispolzovaniem SAAS- sistemy / I. S. Belousov, A. F. Rogachev // *Inzhenernyi vestnik Dona*. – 2022. – No. 8 (92). – С. 152-161.

14. Kireeva P. Prognozirovaniye urozhainosti kartofelia v Volgogradskoi oblasti s ispolzovaniem BI-sistemy LOGINOM / P. Kireeva, K. V. Chernysheva, S. I. Afanaseva // *Izvestiia Mezhdunarod-*

noi akademii agrarnogo obrazovaniia. – 2022. – No. 62. – S. 103-107.

15. Fedorov A. A., Osnovy sozdaniia neirotsifrovyykh ekosistem. Gibridnyi vychislitelnyi intellekt / A. A., Fedorov I. V. Liberman, S. I. Koriagin, P. M. Klachek, K. L. Polupan: monografiia. – Kaliningrad, 2021. – 241 s.

16. Parfenova, V. E. Ispolzovanie neironnykh setei dlia otsenki kachestva zerna / V. E. Parfenova // Izvestiia Mezhdunarodnoi akademii agrarnogo obrazovaniia. – 2021. – No. 56. – S. 92-95.

17. Perspektivy povysheniia proizvoditelnosti i effektivnosti selskokhoziaistvennogo proizvodstva s primeneniem intellektualnoi integrirovannoi sredy / V. Nagoev, V. M. Shuganov, K. Ch. Bzhikhatlov, A. U. Zammoev, Z. Z. Ivanov // Izvestiia Kabardino-Balkarskogo nauchnogo tsentra RAN. – 2021. – No. 6 (104). – S. 155-165 DOI: 10.35330/1991-6639-2021-6-104-155-165.

18. Erokhin, M. N. Intellektualnaia sistema diagnostirovaniia parametrov tekhnicheskogo sostoiianiia selskokhoziaistvennoi tekhniki / M.N. Erokhin, A.S. Dorokhov, Iu.V. Kataev // Agroinzheneriia. – 2021. – No. 2 (102). – S. 45-50. DOI: 10.26897/2687-1149-2021-2-45-50.

19. Kamyshova, G. N. Modelirovanie neiroprognoziruushchego upravleniia dozhdvalnymi mashinami / Kamyshova G.N. // Prirodobustroistvo. – 2021. – No. 1. – S. 14-21. DOI: 10.26897/1997-6011-2021-1-14-22.

20. Ruchenkin, M. A. Primenenie neirosetevykh tekhnologii v zadache prognozirovaniia pogodnykh uslovii / M. A. Ruchenkin // Perspektivy razvitiia informatsionnykh tekhnologii. – 2015. – No. 24. – S. 27-32.

21. Bagaev, A. A. Rezultaty uproshchennogo matematicheskogo modelirovaniia raspredeleniia temperatury zhidkosti v teploobmennom kanale elektronagregatelia s vnutrennim istochnikom teploty / A. A. Bagaev, S.O. Bobrovskii // Vestnik Altaiskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2021. – No. 10 (204). – S. 117-121.

22. Beliaev, V. I. Dstantsionnyi monitoring raboty agregata dlia vnutripochvennogo vneseniia zhidkikh mineralnykh udobrenii v Altaiskom krae / V. I. Beliaev, R. E. Prokopchuk // Vestnik Altaiskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2022. – No. 8 (214). – S. 115-119.

