

Нейросетевые технологии в проектировании систем управления на предприятиях АПК

Александр Викторович Грачев, преподаватель, ведущий инженер
E-mail: grachev_av@list.ru
Сибирский государственный индустриальный университет, Новокузнецк

В работе описываются подходы к проектированию систем управления объектами аграрного сектора закрытого типа с использованием нейросетей. Объектами исследования являлись технические данные статистики агропромышленных предприятий. Исследована возможность применения обученных нейросетей для работы с данными предприятий, прогнозирования их состояния. Средняя квадратическая ошибка обученной нейросети составила 0.120, среднемодульное отклонение 0.093. Система с использованием нейросети может быть применена в составе специализированного программного обеспечения для мониторинга технических объектов агропромышленного комплекса и прогнозирования их состояния.

Ключевые слова: нейронные сети, машинное обучение, многослойный персептрон, статистика, прогнозирование, модели, прогнозная оценка, сельское хозяйство, оборудование

Развитие и адекватное применение информационных технологий является одним из основных векторов развития в отраслях агропромышленного комплекса. Исходя даже из относительно высоких темпов цифровизации в последнее десятилетие, АПК не смог обеспечить сокращение разрыва в области автоматизации и «исконными» отраслями применения информационных технологий, такими как, например, сети связи. Чаще всего это связано с экономическими причинами. Вместе с тем, недостаточное развитие информационных технологий в аграрном секторе определяется целым набором причин, создающих препятствия для ускорения информатизации.

К таким причинам можно отнести:

- несовершенную, неполную и устаревшую техническую базу, изначально ориентированную на сегментированный подход к доступу к информации;
- сложный, несистемный подход к внедрению любых новых решений в практике работы предприятия, требующий учета факторов, часто к сфере IT не относящихся;
- недостаточное внимание к уровню подготовки специалистов, работающих как при проектировании систем, так и в области их использования;
- невысокий уровень гибкости существующих систем телекоммуникаций;
- недостаточную квалификацию и непонимание роли и задач средств информацион-

ных технологий у руководящего состава предприятий, низкую культуру работы с ними.

Эти причины, наложенные на локальную специфику предприятия, стали основанием избранного подхода к испытаниям и экспериментам. Представленные данные охватывали только ограниченный период, поэтому мониторинг технических процессов, сбор и обработка данных и характеристик технических узлов в этих условиях стали основной причиной торможения эксперимента.

Условно разделить потоки данных на агропредприятиях можно на два вида, классифицируя их в соответствии с видом носителей данных, способов и методов их обработки:

- а) традиционные («бумажные») носители данных, обрабатываемые человеком вручную и являющиеся частью традиционного документооборота.
- б) цифровые («компьютерные») носители данных, обрабатываемые при помощи средств IT.

В настоящее время, в связи с ростом интереса к системам искусственного интеллекта, сами информационные технологии приобрели вид одного из основных двигателей развития на предприятиях. Но, оценивая результаты исследований, можно говорить о неготовности агропромышленных предприятий и даже их отдельных объектов к внедрению максимально возможной автоматизации.

В современных подходах и методах внедрения ИТ на предприятии можно выделить три базовых составляющих: техническое и программное обеспечение, а так же данные.

Проведенные исследования подтвердили, что исходным данным уделяется меньше всего внимания при проектировании систем автоматизации. Предполагается, что данные это прежде всего информация и документооборот, а значит, они уже находятся у пользователя, который и будет применять спроектированную систему.

В основном применение существующих технологий нейросетей в аграрном секторе призвано оценить характеристики технического объекта [1, 2]. В современных условиях это сложный базовый инфраструктурный объект, представляющий собой систему, состоящую из узлов, призванных выполнять те или иные задачи. Данные с этих технических устройств (или узлов) могут служить источником статистики для прогнозирования состояния элементов технического оборудования и элементов узлов аграрного предприятия, является необходимым сбор корректной статистики.

Применение нейросетей на аграрных предприятиях призвано оценить объект и результат, который можно получить с его помощью [1, 2, 3]. Данные, собранные с узлов технического объекта являются источником для последующего обучения нейросети и прогнозирования состояния данного объекта, есть примеры в иных отраслях агропромышленного сектора [4–11].

Любой производственный объект на предприятии АПК можно воспринимать как узел производственной цепи. Узел, имеющий свои показатели работы, показатели состояния. Эти показатели могут изменяться во время работы, могут как находиться в рамках нормы, так и сильно отклоняться от того интервала, который был ранее принят нормальным.

Оценка объекта как узлов-датчиков происходит с учетом типа задачи и внешних факторов, наиболее влияющих на работу выбранного объекта. Для определения интервала нормальной работы объекта было принято исходить из оценки влияния этого объекта (оборудования или его характеристики) на всю выполненную работу. Оценка рассчитывалась при минимально и максимально допустимых границах.

Тестовые вычисления проводились только для данных объекта **закрытого типа**. Объект представлялся как комплексный технический объект, имеющий ряд оценочных характеристик, влияющих на его работу. Учитывалась статистика устройств характерных для разных видов агропроизводства. Набор данных представлял собой показатели датчиков и оценки технологов. Тестовые испытания проводились на наборах данных по влажности, освещённости и температуре (см. табл.).

На рисунке 1 представлены гистограммы с примерами расчетов. Первыми двумя столбцами указано текущие состояние, а третьим прогнозные для каждого критерия описанного выше. Результат состоит из трех частей: синий столбец – это минимальная граница допустимых изменений состояния датчика температуры для нормальной работы технического объекта в производственном цикле (пример из табл. 1). Красный столбец – максимальная граница допустимых изменений состояния датчика влажности для нормальной работы объекта в производственном цикле. Зеленый столбец показывает прогноз от нейросети, т. е. вероятное состояние датчика влажности при нормальной работы технического объекта в производственном цикле.

Любой процесс производства – это цепочка последовательных операций, направленных на достижение результата, состоящих из узлов, отвечающих за целостность каждого из своих участков. Следовательно, для того чтобы оценочные показатели могли быть применены в работе, после

Таблица

Примеры результатов использования нейросети для прогноза характеристик

Характеристики	Загруженность объекта	Производственная эффективность (доля выполненных работ)	Временная эффективность (затрачиваемое время)	Влияние не прогнозируемых (внешних) факторов	Доля выполненных работ
Температура	0,48	0,76	0,61	0,20	0,55
Влажность	0,75	0,71	1,5	0,03	2,36
Освещенность	0,60	1,71	0,67	0,5	2,28

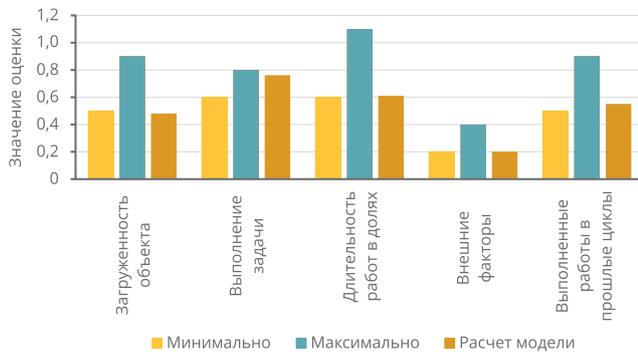


Рисунок 1. Пример тестового прогноза для температуры

получения данных может дополнительно быть выполнена предварительная оценка участка как единого целого, т. е. все сети соседних датчиков как единого объекта, или же участка как совокупность единиц технических устройств.

Общая оценка выполняется по формуле:

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

Neural Networks in Designing Control Systems for Agro-Industrial Enterprises

Grachev A. V.

Siberian State Industrial University, Novokuznetsk

The paper introduces a comprehensive review of various approaches to using neural networks in the design of control systems for closed-end agricultural facilities. The empirical part of the study featured technical statistics of agro-industrial enterprises. It applied trained neural networks to agricultural enterprise data for prediction purposes. The resulting root mean square error was 0.120, and the standard deviation did not exceed 0.093. Neural networks proved efficient as part of specialized software for monitoring technical objects of the agro-industrial complex and predicting their development.

Keywords: neural networks, machine learning, multilayer perceptron, statistics, forecasting, models, forecasting, agriculture, agro-industrial complex equipment

Список литературы

1. **Картечина Н. В.** Виды нейронных сетей и их применение / Н. В. Картечина [и др.] // Наука и Образование. 2021. Т. 4. № 3.
2. **Мак-Каллок У. С.** Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности / У. С. Мак-Каллок, В. Питтс. // Автоматы. Под ред. К. Э. Шеннона и Дж. Маккарти. – М.: Изд-во иностр. лит., 1956. – С. 363–384.
3. **Ян Лекун.** Как учится машина. Революция в области нейронных сетей и глубокого обучения / Лекун Ян. – М.: Альпина нон-фикшн, 2021. – 351 с.
4. **Тимофеев М. Г.** Искусственный интеллект в сельском хозяйстве / М. Г. Тимофеев [и др.] // Наука и Образование. 2020. Т. 3. № 4. С. 71.
5. **Юрченко, И. Ф.** Интеграция цифровых систем в сферу агропроизводства на мелиорированных землях / Юрченко И. Ф. // Международный технико-экономический журнал. 2020. № 4. С. 73–80.
6. **Ильшев, А. П.** Искусственный интеллект и нейросетевые технологии в цифровой платформе прорывного развития российского АПК / А. П. Ильшев, О. М. Толмачев // Экономика и социум: современные модели развития. 2019. Т. 9, № 4(26). С. 492–507. DOI: <https://doi.org/10.18334/ecsoc.9.4.100453>
7. **Ториков В. Е.** Состояние цифровой трансформации сельского хозяйства / В. Е. Ториков [и др.] // Вестник Курской ГСХА. 2020. № 9. С. 6–13.
8. **Windsor F. M.** Network science: Applications for sustainable agroecosystems and food security / Fredric M. Windsor [et al.] // Perspectives in Ecology and Conservation. 2022. Vol. 20, No. 2. P. 79–90.
9. **Petrescu I. E.** Risk Management of Agri-Food Value Chains- Exploring Research Trends from the Web of Science / I. E. Petrescu [et al.] // Digitalization and Big Data for Resilience and Economic Intelligence. – Springer, Cham, 2022. – P. 55–66.
10. **Грачев А. В.** 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.
11. **Токарев К. Е.** Теория и цифровые технологии интеллектуальной поддержки принятия решений для увеличения биопродуктивности агроэкосистем на основе нейросетевых моделей / К. Е. Токарев [и др.] // Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса: Наука и высшее профессиональное образование. 2021. № 4(64). С. 421–440.

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

В ходе проведенных исследования возможности использования обученной нейросети для прогноза состояния объектов агропромышленного комплекса получен ряд результатов. Во-первых, исследована возможность применения нескольких обученных нейросетей для работы с данными объектов АПК. Во-вторых исследована возможность обучения нейросети на ограниченном наборе данных. Результаты удовлетворительные. Средняя квадратическая ошибка обученной нейросети составила: 0.120 среднемодульное отклонение: 0.093.

Можно сделать вывод о том, что система с использованием нейросети может быть использована в составе специализированного программного обеспечения для мониторинга технических объектов аграрного сектора для обеспечения возможности прогнозирования состояния отдельного объекта. ■