

ИНТЕГРАЦИЯ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ СИСТЕМ РЕСУРСОСНАБЖЕНИЯ

Капанский Алексей Александрович

Гомельский государственный технический университет им. П.О. Сухого, Беларусь

kapanski@mail.ru

Аннотация: В статье приводится передовой метод прогнозирования гидравлического давления в системах ресурсоснабжения. В качестве основного примера рассматривается водопроводная сеть. Особое внимание уделяется повышению точности предсказания гидравлических параметров, используя модели нейронных сетей в технологическом процессе предприятий. В публикации отражается важность получения надежных данных для построения нейронных моделей. С этой целью использовались пьезоэлектрические датчики давления, которые врезались в трубопроводы в местах ответственных потребителей. Эти датчики подключались цифровым устройствам, передавая результаты измерений на вычислительный сервер, где происходило обучение моделей. Для передачи данных использовался облегченный протокол MQTT. Результаты исследования подчеркивают важность инновационных стратегий в управлении ресурсоснабжением, обеспечивая непрерывное обновление прогнозов давления. Использование рекуррентных нейронных сетей позволило значительно снизить ошибки интервального прогнозирования по сравнению с традиционными методами, например, моделью Хольта-Винтерса, с 6,07 до 4,36 %. Показано, что модель долгой краткосрочной памяти способна улавливать падающую динамику давления, даже при малой истории аварийных событий в процессе обучения.

Ключевые слова: гидравлическое давление, рекуррентные нейронные сети, модель долгой краткосрочной памяти, системы ресурсоснабжения, цифровая инфраструктура, Интернет вещей, прогнозирование давления, надежность водоснабжения.

INTEGRATION OF RECURRENT NEURAL NETWORKS TO INCREASE THE EFFICIENCY AND RELIABILITY OF RESOURCE SUPPLY SYSTEMS

Kapanski Aleksey Aleksandrovich

Sukhoi State Technical University of Gomel, Belarus

kapanski@mail.ru

Abstract: The article provides an advanced method for predicting hydraulic pressure in resource supply systems. The main example is the water supply network. Particular attention is paid to improving the accuracy of prediction of hydraulic parameters using neural network models in the technological process of enterprises. The publication reflects the importance of obtaining reliable data for building neural models. For this purpose, piezoelectric pressure sensors were used, which crashed into pipelines at critical consumer locations. These sensors were connected to digital devices, transmitting measurement results to a computing server, where the models were trained. The lightweight MQTT protocol was used for data transfer. The study results highlight the importance of innovative strategies in resource management by ensuring continuous updating of pressure forecasts. The use of recurrent neural networks made it possible to significantly reduce interval forecasting errors compared to traditional methods, for example, the Holt-Winters model, from 6.07 to 4.36%. It is shown that the long short-term memory model is capable of capturing falling pressure dynamics, even with a short history of emergency events during the learning process.

Keywords: hydraulic pressure, recurrent neural networks, long short-term memory model, resource supply systems, digital infrastructure, Internet of things, pressure prediction, water supply reliability.

Для решения важных задач оптимизации, повышения эффективности и надежности эксплуатации систем ресурсоснабжения необходимо обеспечить достаточный уровень информационной поддержки при проведении научных экспериментов [1-3]. С этой целью для оперативного получения гидравлических параметров в системе водоснабжения Гомеля (Республика Беларусь) использовалась концепция Интернета вещей (IoT) [4]. Эта концепция предполагала создание сети взаимосвязанных устройств, которые собирают, обмениваются и обрабатывают данные в автоматическом режиме. На представленной схеме рисунка 1 показано, как датчики давления подключаются к устройствам сбора и передачи данных, которые затем передают полученную информацию на вычислительный сервер [5]. MQTT брокер, развернутый на сервере, действует как центральный узел, принимающий и координирующий передачу данных между отправителями (издателями) и получателями (подписчиками) [6, 7]. Представленная архитектура способствовала оперативному реагированию на изменения параметров системы и формированию статистических данных для последующего обучения моделей.

В контексте данного исследования, в качестве источников данных выступали пьезоэлектрические преобразователи давления ПД100 торговой марки Овен. Этот выбор был обусловлен высокой точностью устройства, что являлось критически важным для формирования надежной базы данных о давлении на входе и выходе насосных станций. В качестве устройств сбора и

передачи данных выступали модемы RTU-8xx компании АО «Телеофис», настроенные на 5-и минутное измерение и отправку сообщений на сервер.

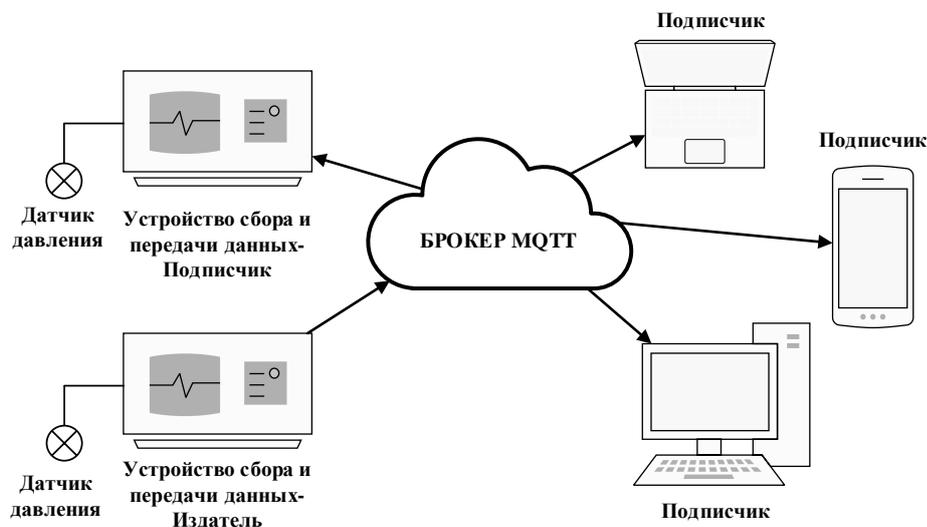


Рис. 1. Схема взаимодействия устройств при проведении экспериментов

Замедлить интеграцию устройств передачи данных к измерительной части системы может процесс установки датчиков давления. В практических условиях это может быть реализовано различными методами, в зависимости от действующей технической оснащённости насосной станции. Один из этих методов предполагает выполнение комплекса подготовительных работ и сварки, что требует специализированного оборудования и квалифицированных специалистов (рис. 2, а).

При наличии предварительно установленных механических манометров, возможно использование более простого метода путем подключения датчика через систему переходников. Это минимизирует необходимость сложных технологических операций и упрощает процесс установки (рис. 2, б). Такой подход позволяет быстро организовать взаимодействие данных без выполнения сложных работ по врезке преобразователя давления в трубопровод.

Выходной параметр преобразователя давления представляет собой значение тока в пределах измерений 4-20 мА. Приведение этих значений к реальному давлению выполнялось методом линейной интерполяции на стороне сервера. Преобразованные данные представлялись в виде временных рядов, состоящих из меток Unix-время (количество секунд, прошедших с полуночи (00:00:00 UTC) 1 января 1970 года) и соответствующих значений давления. Это обеспечило надёжную статистическую основу для последующего использования в методах машинного обучения и анализе временных зависимостей с помощью рекуррентных нейронных сетей (РНС).



Рис. 2. Процесс подключения преобразователя давления насосной станции

Для обеспечения бесперебойного потока данных на облачный сервер использован брокер Mosquitto. Эффективность мониторинга была значительно улучшена за счет оптимизации параметров работы брокера, обеспечивая стабильное подключение устройства сбора и передачи данных, минимизируя риск потери данных из-за сетевых сбоев. В результате, обширный массив собранных данных стал важным ресурсом для проведения аналитических исследований, тестирования архитектуры модели РНС и подбора оптимальных параметров математической модели.

В качестве тестируемой модели рекуррентных нейронных сетей принята её разновидность – модель долгой краткосрочной памяти (ДКП) [8, 9]. Эта модель использовалась в виду способности обрабатывать последовательности произвольной длины, сохраняя при этом долгосрочную зависимость между элементами последовательности. Для подготовки данных к обучению в исходной информационной базе данных были выделены факторы, отражающие сезонные особенности, что связано с различиями режимов в течение месяца, недели и дня. Подготовка данных к обучению включала структурирование информационной базы таким образом, чтобы она соответствовала требуемой форме трехмерного тензора. Каждый образец данных в тензоре представлял собой независимый вектор с информацией о давлении за определенный временной интервал, включая сезонные факторы, которые могут влиять на его значение. Таким образом, первая ось тензора соответствовала количеству наблюдений, вторая – интервалам времени, т.е. набору исторических данных, передаваемых в модель, а третья – количеству признаков, включая абсолютное давление, месяц, тип дня, часы и минуты суток. В конечном счете, расширение входного тензора данных с учетом сезонных компонентов привело к улучшению точности прогнозирования давления.

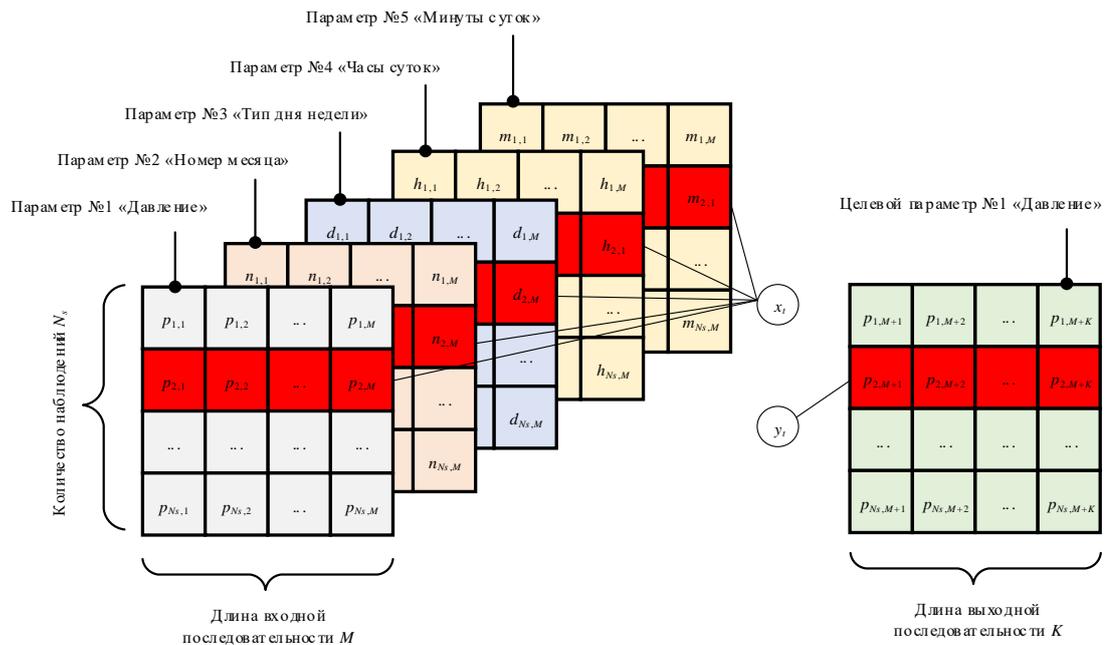


Рис. 3. Представление трехмерного тензора для прогнозирования давления

Для обучения рекуррентной нейронной сети в данном исследовании использовался язык программирования Python. Основными библиотеками, применяемыми в процессе обучения РНС, являлись высокоуровневая нейронная сетевая библиотека Keras и открытая библиотека машинного обучения TensorFlow. Для создания и документирования аналитических результатов использовалась интерактивная среда разработки Jupyter Notebook.

Анализ результатов эксперимента показал, что увеличение объема исторических данных приводит к снижению колебаний среднеквадратичной ошибки. Это указывает на лучшую сходимость модели. Стабильное уменьшение функции потерь свидетельствовало о том, что нейронная сеть эффективнее учится на данных с 60 временными шагами (60 последних измерений с 5-и минутной дискретизацией, т.е. последние данные за 5 часов), подаваемыми на вход по сравнению с 12, однако при этом время обучения на 200 эпохах увеличивалось на 50% и требовало увеличения вычислительных ресурсов.

Для оценки эффективности использованного алгоритма на базе модели ДКП выполнено её сравнение с классической моделью Хольта-Уинтерса, которая не требует таких вычислительных ресурсов. Последняя модель, являющаяся модификацией метода экспоненциального сглаживания, учитывала аддитивную сезонность с циклом в 288 периодов. Этот параметр выбран с учетом особенностей суточной изменчивости данных и 5-и минутным измерения. Оценка эффективности и точности моделей проводилась посредством анализа тестовой выборки, в которую вошли

данные о нештатных падениях давления на входе в насосную станцию, предназначенную для его повышения. На рис. 4 можно наблюдать поведение моделей долгой краткосрочной памяти и Хольта-Винтерса.

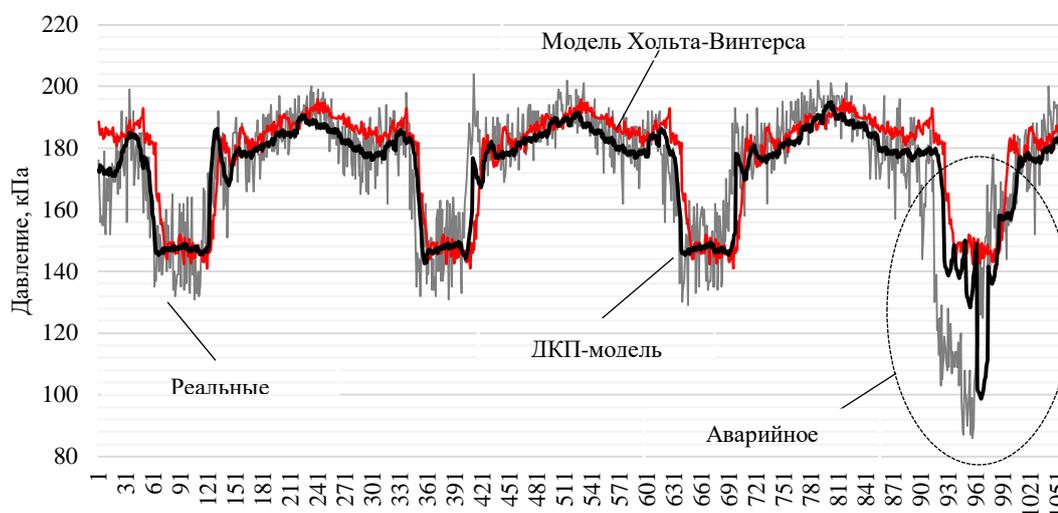


Рис. 4. Сравнение модели долгой краткосрочной памяти с моделью Хольта-Винтерса

Исследование показывает, что модель долгой краткосрочной памяти предоставляет более точные прогнозы, чем модель Хольта-Винтерса. Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) для модели ДКП составляет 4,36%, в то время как для модели Хольта-Винтерса она достигает 6,07%. Эти результаты указывают на то, что модель рекуррентной нейронной сети демонстрирует лучшее качество и обеспечивает более точное предсказание данных по сравнению с классическими сезонными моделями.

В ходе реализации проекта по оптимизации, повышению эффективности и надежности эксплуатации систем ресурсоснабжения, незаменимая поддержка была оказана со стороны руководства и сотрудников Государственного предприятия «Гомельводоканал». Их участие в проекте способствовало не только улучшению качества и точности построения моделей, но и значительному продвижению в разработке и адаптации современных технологических решений. Глубокая благодарность выражается за предоставленную возможность сотрудничества и оказанную помощь, имеющую решающее значение для успеха проекта и продвижению научных исследований.

Источники

1. Hruntovich N.V., Kapanski A.A., Baczynski D., Vagapov G.V., Fedorov O.V. (2019). Optimization of a variable frequency drive pump working on a water tower. In E3S Web of Conferences (Vol. 124, p. 05060). EDP Sciences.

2. Оптимизация схем электроснабжения промышленных предприятий // Е.И. Грачева, Т.В. Синюкова, Т.В. Табачникова, А.Н. Алимова. Казань: Казанский государственный энергетический университет, 2022. С. 135.

3. Ezechi C.G., Okoroafor E.R. Integration of Artificial Intelligence with Economical Analysis on the Development of Natural Gas in Nigeria; Focusing on Mitigating Gas Pipeline Leakages // SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition. SPE, 2023. С. D031S018R004.

4. Zyrianoff I. et al. Scalability of an Internet of Things platform for smart water management for agriculture // 2018 23rd conference of open innovations association (FRUCT). IEEE, 2018. С. 432-439.

5. Thangavel D. et al. Performance evaluation of MQTT and CoAP via a common middleware // 2014 IEEE ninth international conference on intelligent sensors, sensor networks and information processing (ISSNIP). IEEE, 2014. С. 1-6.

6. Naik N. Choice of effective messaging protocols for IoT systems: MQTT, CoAP, AMQP and HTTP // 2017 IEEE international systems engineering symposium (ISSE). IEEE, 2017. С. 1-7.

7. Мусаев Т.А. Использование интеллектуальных систем учета электрической энергии в целях повышения эффективности процесса тарифообразования / Т.А. Мусаев, О.В. Федоров, Р.Н. Камалиев, А.А. Капанский // Вестн. Гомел. гос. техн. ун-та им. П. О. Сухого. 2020. №2. С. 68–75.

8. Liu W., Chen Z., Hu Y. Failure Pressure Prediction of Defective Pipeline Using Finite Element Method and Machine Learning Models // SPE Annual Technical Conference and Exhibition. OnePetro, 2022.

9. Долгая краткосрочная память. [Электронный ресурс]. <https://neerc.ifmo.ru/> (дата обращения: 03.05.2023).

УДК 338.23

ГОСУДАРСТВЕННО-ЧАСТНОЕ ПАРТНЁРСТВО В ОБЕСПЕЧЕНИИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО СУВЕРЕНИТЕТА РФ

Галина Анатольевна Куликова
ФГБОУ ВО «РАНХиГС», Брянский филиал, г. Брянск, Россия
KulikovaGA@yandex.ru