

ГОМЕЛЬСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ П.О. СУХОГО



ИНТЕГРАЦИЯ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ СИСТЕМ РЕСУРСОСНАБЖЕНИЯ

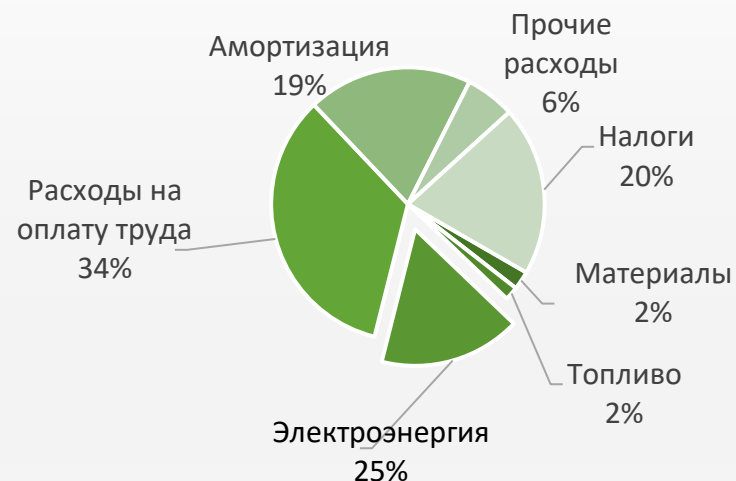
Докладчик:
доцент кафедры «Электроснабжение»
ГГТУ им. П.О. Сухого
Капанский А.А.

Объект исследования

Системы ресурсного снабжения на примере объектов **водопроводно-канализационного хозяйства (водоканалы)**

Актуальность исследования

В среднем доля электропотребления в энергобалансе типового водоканала составляет 80-95 % или 20-25 % в структуре финансовых затрат.



В связи с чем, повышение надежности ресурсоснабжения, снижение рисков аварийности и, соответственно, конечной стоимости оказания услуги водоснабжения входят в перечень неотъемлемых и актуальных задач.

Остаются актуальными задачи оптимизации режимов городского водоснабжения. Проведенные исследования отражают наличие нерационального электропотребления при транспортировке воды из-за превышения фактических давлений в диктующих точках сети над нормативными.

Концепция Интернета вещей

Для оперативного получения гидравлических параметров в системе водоснабжения Гомеля (Республика Беларусь) использовалась концепция Интернета вещей. Эта концепция предполагала создание сети взаимосвязанных устройств, которые собирают, обмениваются и обрабатывают данные в автоматическом режиме.

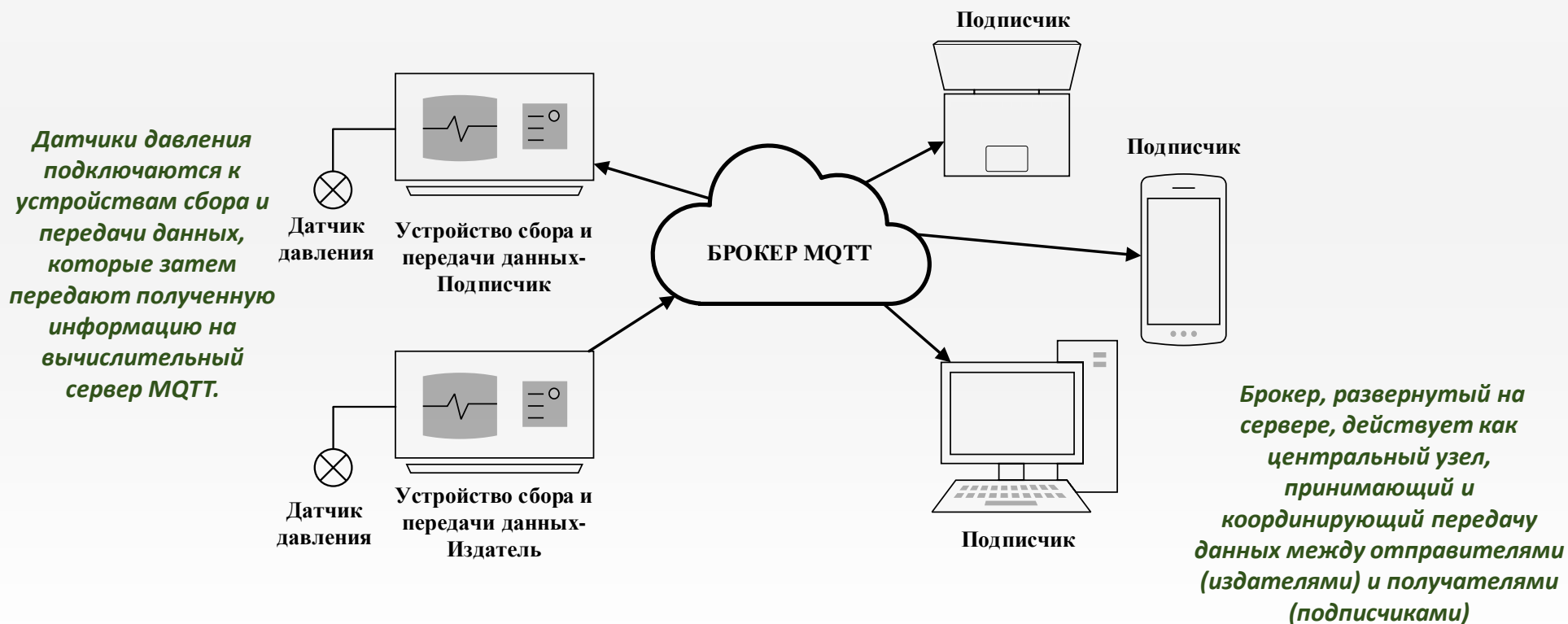
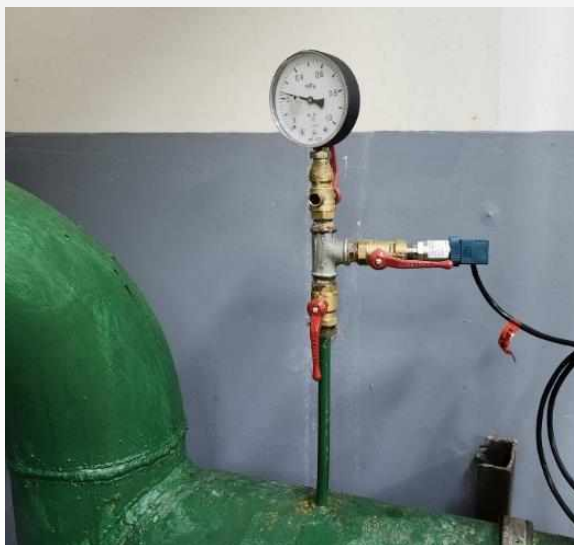


Схема взаимодействия устройств с использованием протокола прикладного уровня MQTT

Интеграция устройств сбора и передачи данных

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.

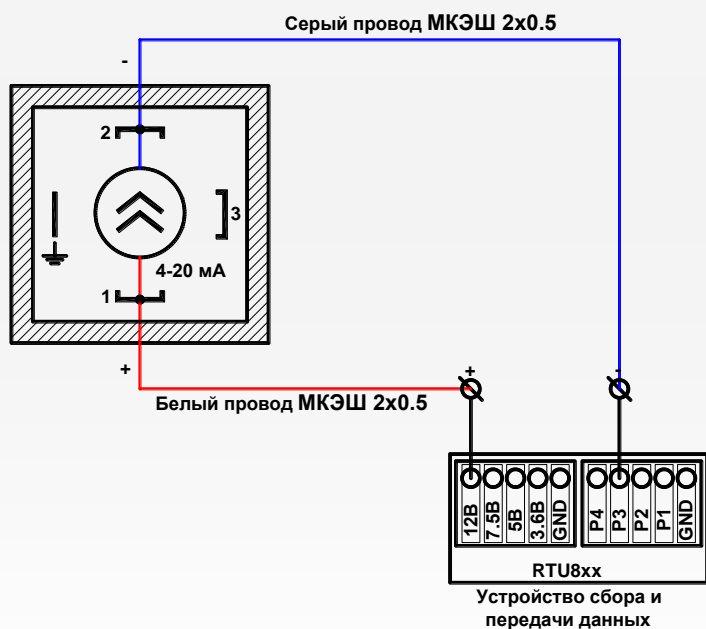
В качестве устройств сбора и передачи данных выступали **модемы RTU-8xx** компании **АО «Телеофис»**, настроенные на 5-и минутное измерение и отправку сообщений на облачный сервер.



Процесс подключения преобразователя давления насосной станции

Подключение УСПД к преобразователю давления

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.



Редактирование интерфейса

Выберите номер входа
4

Выберите тип датчика
Датчик токовой петли

Название интерфейса
Давление на выходе НС

Измеряемый параметр
Избыточное давление (кПа)

Начало (соответствует 4 мА)
0

Конец (соответствует 20 мА)
1000

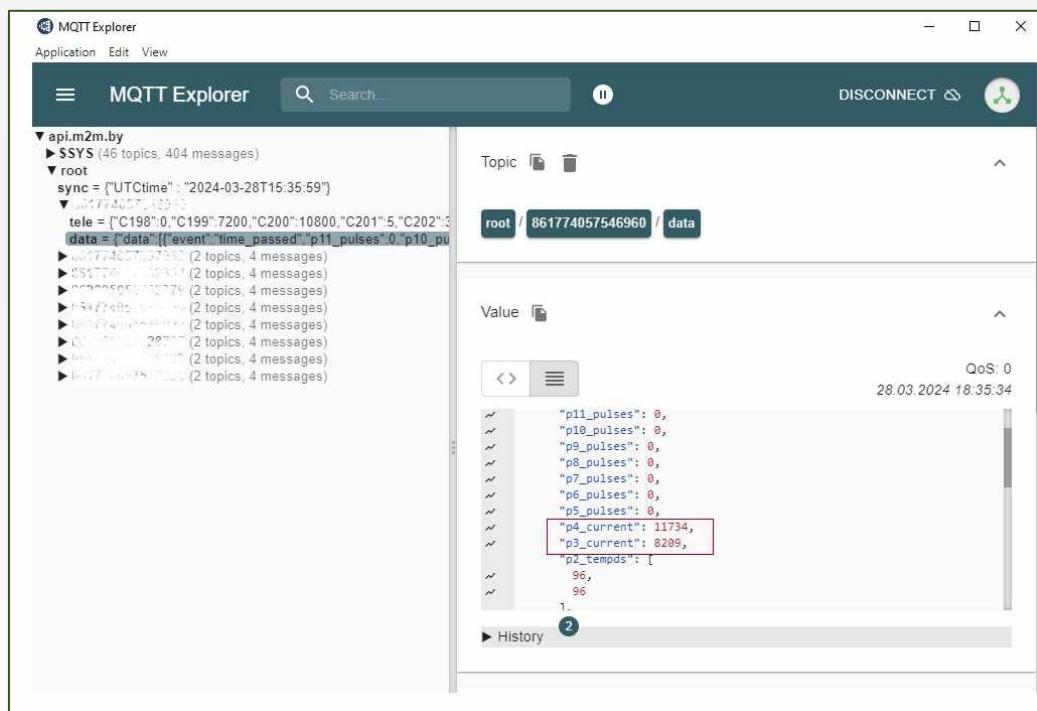
Обновить

Подключение датчика давления к УСПД

Заполнение исходных данных для преобразования тока в давление

Контроль входящих пакетов данных на MQTT-брокер

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.



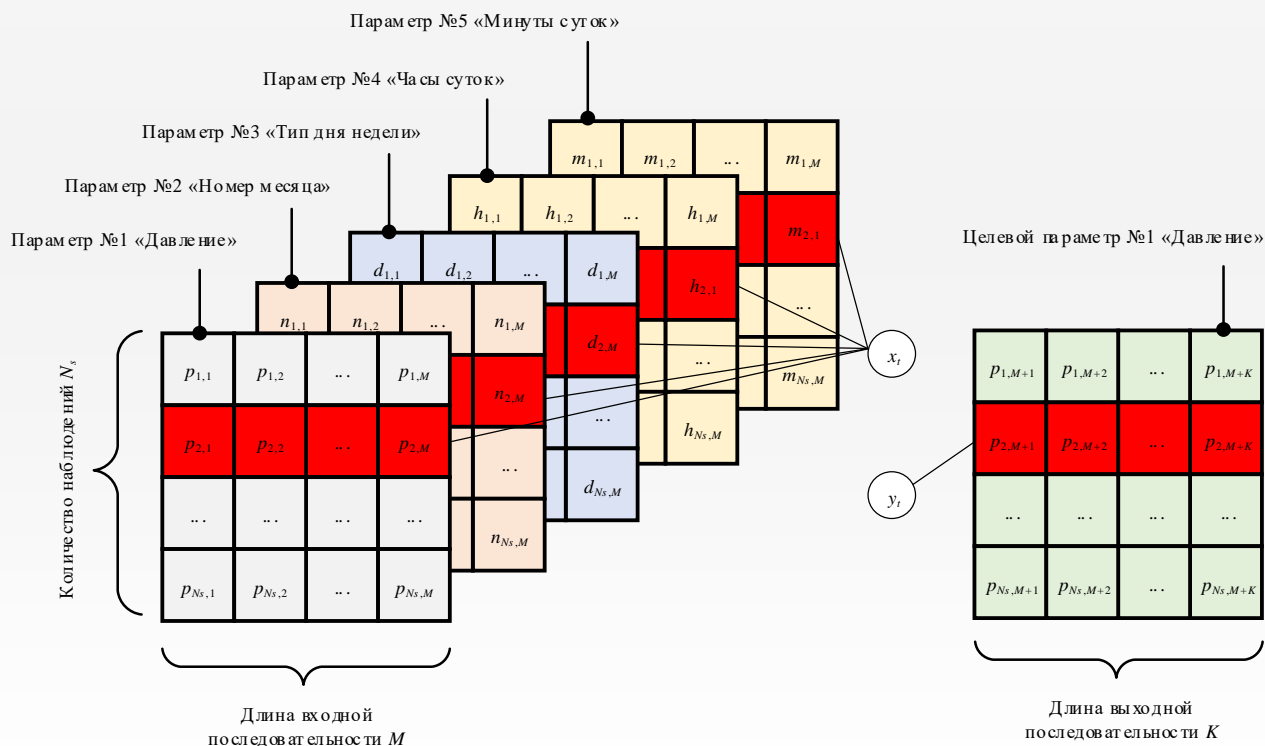
Окно приложения для мониторинга и отладки брокеров MQTT

Формирование базы данных измерений гидравлического давления

| Эпоха | Давление, кПа |
|------------|---------------|
| 1662768000 | 156 |
| 1662768300 | 167 |
| 1662768600 | 168 |
| 1662768900 | 179 |
| ... | ... |

Формирование структуры рекуррентной нейронной сети

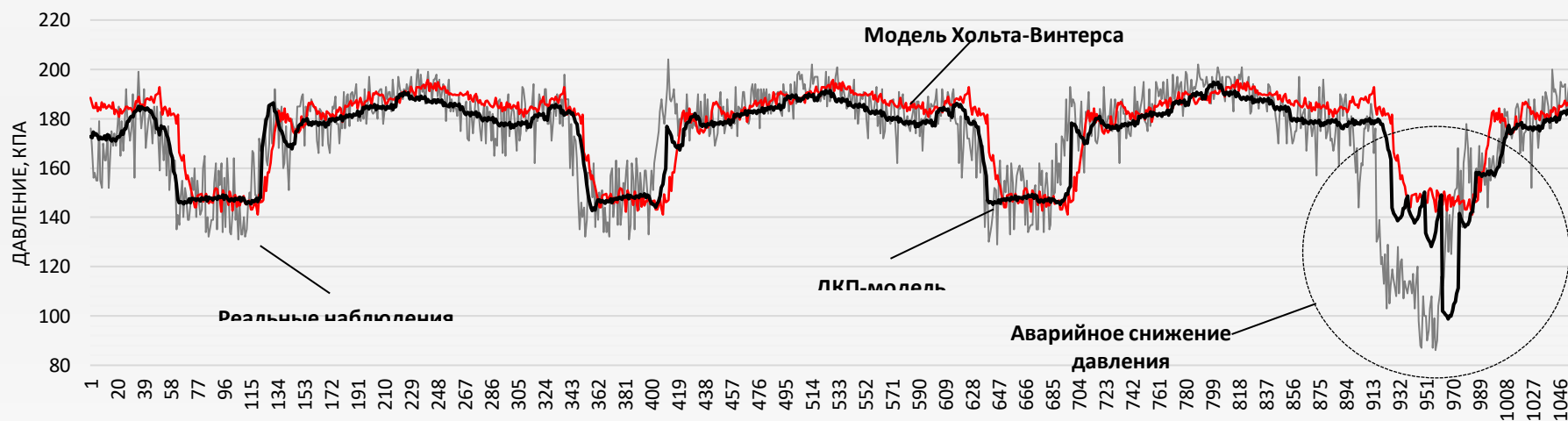
В качестве модели рекуррентных нейронных сетей принята её разновидность – модель долгой краткосрочной памяти (рус. ДКП, англ. Long short-term memory, LSTM). Эта модель использовалась в виду способности обрабатывать последовательности произвольной длины, сохраняя при этом долгосрочную зависимость между элементами последовательности.



Представление трехмерного тензора для прогнозирования давления

Сравнение модели ДКП с классической моделью

Для обучения рекуррентной нейронной сети в данном исследовании использовался язык программирования **Python**. Основными библиотеками, применяемыми в процессе обучения модели ДКП, являлись высокоуровневая нейронная сетевая библиотека **Keras** и открытая библиотека машинного обучения **TensorFlow**.



Сравнение модели долгой краткосрочной памяти с моделью классической Хольта-Винтерса

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%.



**СПАСИБО ЗА
ВНИМАНИЕ!**