

УДК 628.179.34

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ УТЕЧЕК В СИСТЕМЕ ПОДАЧИ И РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ВОДЫ ЮЖНОГО БЕРЕГА КРЫМА

Крымов Р.С.

ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет им В.И. Вернадского»,
Институт биохимических технологий, экологии и фармации,
295493, Республика Крым, г. Симферополь, ул. Киевская, 181
e-mail: kelt_roman@mail.ru

Аннотация. Система подачи и распределения воды (СПРВ) нередко сталкивается с проблемой утечек, которые создают риски для бесперебойного водоснабжения населения. При этом традиционные методы диагностики зачастую не позволяют выявить утечки до появления явных последствий. В рамках данного исследования разработана модель машинного обучения, предназначенная для раннего обнаружения утечек в СПРВ. Для формирования обучающей выборки было проведено гидравлическое моделирование с использованием геоинформационной системы ZuluGIS. В процессе моделирования учитывались: динамика потребления воды пользователями; возможные искажения и помехи в данных; различная интенсивность утечек и другие значимые факторы.

Предмет исследования. Надежность функционирования городских водопроводных систем с учётом топографических особенностей.

Материалы и методы исследования: Проведен анализ технического состояния трубопроводов СПРВ ГО Ялта. Исследована модель машинного обучения (ММО) для обнаружения утечек в СПРВ ГО Ялта. Данные о давлении воды в условиях утечек и отсутствия утечек были получены с помощью геоинформационной системы ZuluGIS с учетом таких факторов, как меняющиеся требования пользователей, помехи в данных, степень утечек и т.д. Модель искусственной нейронной сети для обнаружения утечек (ИНС-ОУ) построена на данных о давлении воды в узлах мониторинга. Ключевое отличие от существующих подходов заключается в том, что вместо анализа временных рядов модель выявляет пространственные взаимосвязи между показаниями давления в разных узлах в текущий момент времени.

Результаты. Проведённые исследования показали, что искусственная нейронная сеть (ИНС) способна с высокой точностью различать два состояния системы — наличие или отсутствие утечки. Однако для эффективной работы модели критически важен сбалансированный набор данных, включающий примеры обоих сценариев. В реальных условиях это представляет сложность, поскольку СПРВ преимущественно функционирует в штатном режиме, и случаи утечек относительно редки. Исследование также выявило зависимость точности моделей от местоположения утечки: при возникновении утечек в зоне действия датчиков модели демонстрируют высокую точность; за пределами зоны мониторинга датчиков точность прогнозирования существенно снижается. Полученные результаты позволяют сформулировать рекомендации по оптимальному размещению датчиков мониторинга, обеспечивающие необходимый охват контролируемой территории.

Выводы. Модели искусственных нейронных сетей в сочетании с анализом данных — многообещающее решение для своевременного и надёжного обнаружения утечек. Ключевой аргумент: характер распределения давления воды и его изменения при утечке определяются структурой сети водоснабжения Южного берега Крыма. Благодаря этому можно эффективно мониторить состояние городских водопроводных систем и оперативно реагировать на неисправности.

Ключевые слова: система подачи и распределения воды, утечки, искусственные нейронные сети, надежность.

ВВЕДЕНИЕ

Система водоснабжения обеспечивает одну из самых важных услуг для населения. Однако из-за ухудшения состояния сети подземных водопроводов каждый год теряется большое количество воды, что в основном остается незамеченным. Утечки могут быть вызваны многими факторами, такими как коррозия труб, старение, дефекты и неправильный монтаж [1]. Утечки воды часто могут оставаться незамеченными в течение длительного периода времени, что приводит к большим потерям воды. Процент потерь воды из-за утечек варьируется в зависимости от региона, и, по оценкам, в среднем он составляет до 62% от общего объема. В большинстве водоканалов принято восстанавливать трубы после непосредственного обнаружения утечек [2], в то время как многие небольшие утечки остаются незамеченными до тех пор, пока

повреждения не проявятся в виде кавитации грунта и т.д.

Разработка технологий обнаружения утечек и прогнозирования отказов водопроводных труб открывает перед управляющими организациями возможность формирования превентивных стратегий, обладающих существенными социально-экономическими преимуществами. В научной практике усилия по выявлению утечек традиционно систематизируются в пять категорий:

- визуально-ориентированные методы;
- методы на базе датчиков и измерительных инструментов;
- подходы, анализирующие временные характеристики;
- модели-ориентированные решения;
- data-driven методы [2].

При этом первые две группы требуют применения специализированного мобильного инспекционного оборудования, оснащённого

оптическими, акустическими или электромагнитными датчиками [2, 3, 4]. Подобные решения характеризуются высокой стоимостью и значительной трудоёмкостью реализации.

АНАЛИЗ ПУБЛИКАЦИЙ

С развитием систем диспетчерского управления и сбора данных (SCADA) стали доступны данные мониторинга давления и/или расхода воды в режиме реального времени, которые могут быть собраны для обнаружения и локализации утечек [3, 4, 5]. Исследования показали, что данные, получаемые от контролируемых акустических датчиков, подвержены существенному влиянию фонового шума, а также ограничены по дальности передачи сигнала [5, 6]. В качестве альтернативного подхода предлагается анализ данных о давлении воды, регистрируемых в районных диспетчерских пунктах. Эти данные могут быть обработаны с применением современной модели ММО для выявления потенциальных утечек — при этом используются исторические данные. Комбинированное применение данного метода с традиционными подходами (визуальным осмотром и приборным контролем) обеспечивает высокую точность локализации места утечки. Для обнаружения утечек были разработаны различные алгоритмы ММО, например ИНС и полнофункциональная DensNet [1-3, 5]. Выявление утечек и порывов водопроводных сетей нередко осуществляется посредством сопоставления прогнозируемых показателей (потребности в воде или давления в узлах) с фактическими данными по водопотреблению и давлению [4, 6].

Современные алгоритмы машинного обучения (ММО) для обнаружения утечек обычно включают три типа моделей:

- классификационную;
- прогнозирования-классификации;
- статистическую [7].

Каждая из них имеет свои достоинства и ограничения.

Классификационная модель базируется на методах управляемого обучения и требует обширных наборов данных — как для штатных режимов работы, так и для сценариев с утечками. Однако на практике данные по утечкам зачастую дефицитны.

Метод прогнозирования-классификации относится к неконтролируемым подходам ММО и может обучаться исключительно на данных нормальной эксплуатации системы.

В ряде исследований были разработаны и протестированы алгоритмы машинного обучения на основе искусственных нейронных сетей и сетей с автоэнкодером. Их оценка на модельных данных показала приемлемую точность результатов [5, 6, 7].

Точность статистической модели ММО зависит от уровня неопределенности. Для решения этой важной проблемы в данной статье была рассмотрена модель машинного обучения на основе данных ММО для мониторинга утечек в СПРВ ГО Ялта.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

Водоснабжение ГО Ялта построено по принципу территориального зонирования (организованы технологические зоны водоснабжения). Существует 6 зон с гидростатическим шагом зонирования около 60 м. В каждой из зон имеются насосные станции, РЧВ и система распределения воды (рис.1).



Рис. 1. Территория, на которой эксплуатируются объекты ВС и ВО ВК Ялта.
Fig. 1. The territory where the facilities of the Yalta Military Industrial Complex are operated.

Услугами централизованного водоснабжения пользуются 99,8% постоянного населения Большой Ялты.

Протяженность водоводов и водопроводных сетей составляет около 670 км, в том числе нуждающихся в замене более 460 км. Амортизационный уровень износа водопроводных сетей составляет 70 %, что приводит к аварийности, достигающей 2 аварии/км год. Доля

нереализованной воды достигает 55 % по отношению к подаче воды.

Большая часть распределительных сетей выполнена из стальных и чугунных труб, трубопроводы из полимерных материалов, обладающих лучшими на сегодняшний день эксплуатационными характеристиками, составляют 5% (рис.2).

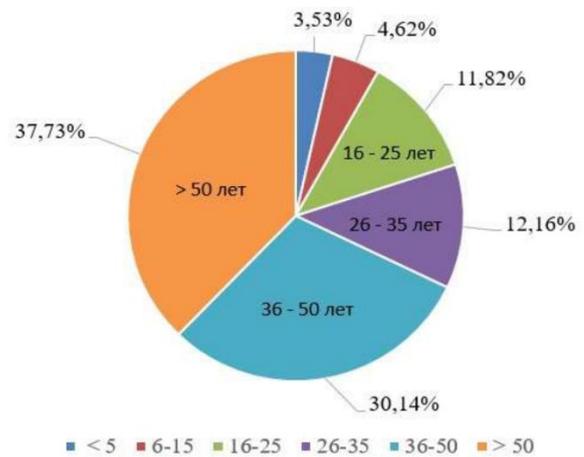
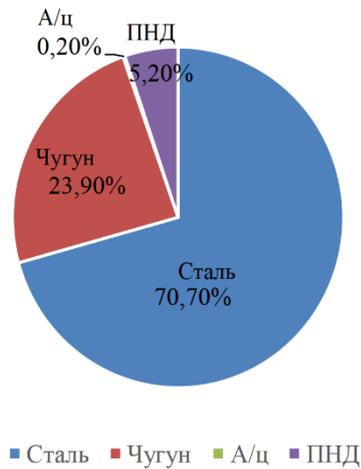


Рис.2. Водопроводная сеть с разбивкой по материалу труб и сроку эксплуатации.

Fig.2. The water supply network is broken down by pipe material and service life.

Высокая степень износа водопроводной сети приводит: к высоким физическим потерям воды в распределительной системе; к значительным затратам на ликвидацию повреждений; к ухудшению качества транспортируемой воды.

Значительная часть утечек воды вследствие образования свищей носит скрытый характер, что требует дополнительного времени на их выявление, а также значительных средств на их ликвидацию.

Высокая аварийность на водопроводных сетях обусловлена не только степенью износа. Негативное влияние на эксплуатацию сети оказывает сложный гидравлический режим работы, связанный с гористым рельефом местности и неполным зонированием сети по давлению, в результате чего давление в низовых участках сети составляет 10 кгс/см².

Для анализа СПРВ ГО Ялта в работе использовалась методика имитационного гидравлического моделирования. Эффективность данной методики, основанной на данных, в значительной степени зависит от наличия исторических данных. Поскольку данные о реальной СПРВ в настоящее время не доступны, для получения данных, используемых в данном исследовании, используются имитационные данные с помощью сертифицированной в отрасли геоинформационной системы ZuluGIS.

Гидравлические модели — стандартный инструмент для расчёта давления, напора и скорости потока при проектировании водопроводных сетей. Хотя они хорошо зарекомендовали себя в планировании

эксплуатации инфраструктуры [8, 9], реальные условия (колебания потребления, старение труб) вносят неопределённость в их прогнозы.

Важное преимущество откалиброванных гидравлических моделей — возможность создавать искусственные данные. Эти данные критически важны для:

- обучения алгоритмов ММО, выявляющих утечки;
- проверки их работоспособности.

Таким образом, гидравлическая модель становится не только инструментом проектирования, но и платформой для развития интеллектуальных систем мониторинга [10].

Уравнение (1) гидравлической модели базируется на фундаментальном принципе сохранения массы. Для узла трубопровода это означает: если нет утечек, то сколько воды пришло (приток), столько и должно уйти (отток). Отток складывается из двух составляющих: вода, использованная непосредственно в этом узле (потребность); вода, направленная из этого узла в соседние участки сети и определяется по формуле:

$$\sum_{Tr \in Tn} q_{m,n} - Q_{факт}^n = 0 \quad (1)$$

где Tn - количество труб, подсоединённых к узлу n ; $q_{m,n}$ - объём воды (в м³/с), поступающий в узел из трубы; $Q_{факт}$ - реальная потребность узла в воде (м³/с), N - количество узлов во всей трубопроводной сети.

Важно: значение $q_{m,n}$ положительно, если вода течёт из трубы Tr в узел n , и отрицательно — если направление потока обратное.

Для расчета водопотребления в узлах трубопроводов обычно используются два основных типа моделей: модель, основанная на водопотреблении, и модель, основанная на давлении. Сравнение обеих моделей описано в [11]. В данном исследовании используется модель водопотребления, зависящая от давления, для учета последствий потери давления из-за изменения водопотребления или утечек.

$$D = \begin{cases} 0 & p \leq P_0 \\ D_f \left(\frac{p - P_0}{P_f - P_0} \right)^{1/2} & P_0 \leq p \leq P_f \\ D_f & p > P_f \end{cases} \quad (2)$$

где D - водопотребление в конкретном узле, D_f - требуемое водопотребление (m^3/c), p - давление воды, P_f - давление, выше которого должна быть удовлетворено требуемое водопотребление D_f , P_0 - давление воды, ниже которого вода в узле подаваться не будет. В данном исследовании утечка моделируется как особый тип потребности в воде. Потребность, возникающая в результате утечки, зависит от размера утечки и описывается в уравнении [12].

$$q_{\text{экс}} = C_q w p^\delta \sqrt{\frac{2}{\rho}} \quad (3)$$

где $q_{\text{экс}}$ — это эквивалентный расход воды из-за утечки, в m^3/c ; C_q - коэффициент расхода, равен 0,75, w - площадь образовавшейся утечки, m^2 ; p - давление воды внутри трубы, m ; δ - экспоненциальный показатель, для стальных труб равный 0,5; и ρ - плотность воды, kg/m^3 . Реализация модели выполнена в сертифицированном ПО ZuluGIS, предназначенном для гидравлического моделирования сетей питьевого водоснабжения (СПРВ).

Искусственная нейронная сеть (ИНС, *Artificial Neural Network*, ANN) представляет собой модель машинного обучения с управляемым обучением. Её архитектура состоит из взаимосвязанных нейронов, организованных во входные, скрытые и выходные слои. Производительность ИНС напрямую зависит от числа слоёв и количества нейронов в каждом из них [12, 13].

Увеличение числа нейронов и скрытых слоёв повышает способность модели улавливать сложные нелинейные зависимости, однако одновременно:

- возрастает вычислительная сложность;
- повышается риск переобучения модели.

В рамках данного исследования оптимальная архитектура ИНС была определена посредством процесса оптимизации. Итоговая модель включает:

- один входной слой (1 нейрон, соответствующих числу входных признаков);

- три скрытых слоя (обеспечивают моделирование сложных нелинейных взаимосвязей, корректируемых на обучающих данных);

- один выходной слой (единственный нейрон для бинарной классификации: «протекает» / «не протекает»).

Скрытые слои состоят из полностью подключённых нейронов, а выходные значения каждого нейрона рассчитываются по определённому алгоритму и установленной формуле:

$$y_k = f \left(\sum_{r=1}^l x_{r,k} \omega_{r,k} + b \right) \quad (4)$$

где y_k - выходной нейрон скрытого слоя; $x_{r,k}$ - входные данные: для первого слоя — исходные выборки, для остальных — выходы предыдущего слоя; $\omega_{r,k}$ - весовой коэффициент связи от входа к нейрону; b - параметр смещения нейрона.

Параметры $\omega_{r,k}$ и b настраиваются в процессе обучения с использованием алгоритма обратного распространения ошибки на основе обучающих данных.

Нелинейные свойства сети обеспечиваются функцией активации $f(\cdot)$. В данном исследовании в скрытых слоях применяется функция линейного блока, что позволяет усилить нелинейные характеристики при прямом распространении сигнала.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (5)$$

Данные с выхода последнего скрытого слоя передаются на входные узлы выходного слоя. Ниже приведён алгоритм работы нейронов этого слоя.

$$y_z = g(y_k \omega + b) \quad (6)$$

Для нейронов выходного слоя:

- входные данные: y_k (выходы последнего скрытого слоя);
- выходные данные: y_z ;
- параметры: ω (вес), b (смещение);
- функция активации: $g(\cdot)$ (касательная сигмовидная).

Расчёт выхода y_z выполняется по формуле, использующей указанные параметры и нелинейную передаточную функцию.

$$g(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (7)$$

В процессе обучения ИНС выявляет и формализует взаимосвязь между входными и выходными данными. Конечная цель — построение классификатора, способного разграничивать два состояния системы: наличие утечки и отсутствие утечки. Дополнительные математические детали, касающиеся архитектуры и функционирования ИНС, представлены в источнике [14].

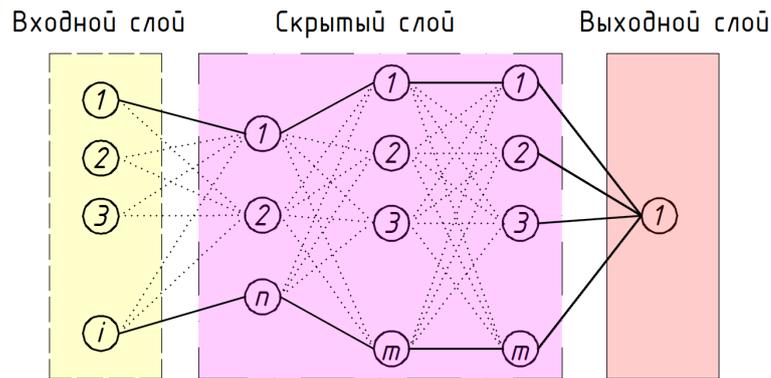


Рис.3. Оптимальная архитектура ИНС для прогнозирования скрытой утечки
Fig.3. Optimal ANN architecture for predicting hidden leakage

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ АНАЛИЗ

Разработана ИНС-ОУ -модель для обнаружения утечек. Входными данными служат показания давления воды в узлах мониторинга.

Ключевые отличия от существующих решений:

- вместо анализа временных рядов используется оценка пространственных связей между узлами;
- анализ выполняется для текущего момента времени.

Модель создана и обучена в MathWorks MATLAB R2023b. Оптимизация архитектуры привела к конфигурации: 1 входной слой + 3 скрытых слоя + 1 выходной слой.

Входной слой содержит 15 нейронов, соответствующих 15 отслеживаемым узлам.

Задача модели ИНС-ОУ — бинарная классификация состояний зоны мониторинга (утечка / отсутствие утечки). Поскольку ИНС-ОУ относится к методам контролируемого обучения, входные данные должны быть размечены до начала обучения.

Используемый обучающий набор содержит 1 720 трубопроводных участков водопроводной сети ГО Ялта: 530 — без утечек; 1 190 — с утечками.

Образцы без утечек выбираются случайным образом из смоделированного набора данных без утечек и помечаются как 0. Процесс подготовки данных включал следующие этапы:

1. Формирование выборки с утечками: случайный отбор записей из набора смоделированных данных об утечках с маркировкой 1.

2. Генерация наборов данных: создание двух групп (с утечками/без утечек) по регламентированным процедурам.

3. Стандартизация: преобразование каждой строки данных к нормальному распределению ($\mu = 0$, $\sigma^2 = 1$) для: сокращения времени вычислений; предотвращения переобучения.

4. Разделение данных: случайная разбивка размеченного набора (1 720 записей) на: обучающие данные (1 204 набора); тестовые данные (516 наборов).

Преимущества стандартизации детализированы в [15].

Обученная модель ИНС-ОУ показала безупречные результаты на тестовых данных. При проверке на 306 трубопроводах (156 без утечек и 150 с утечками) модель не допустила ни одной ошибки, достигнув 100 %-й точности.

Это подтверждает:

1. Существование явных различий в распределении давления между узлами при наличии и отсутствии утечек.

2. Способность ИНС-ОУ выявлять и использовать эти различия для безошибочной классификации состояний системы.

Таким образом, модель демонстрирует потенциал для надёжного мониторинга утечек в реальных условиях.

Модель ИНС-ОУ продемонстрировала высокую эффективность благодаря использованию данных о давлении воды в множестве узлов сети. Однако, будучи контролируемой моделью машинного обучения (ММО), она предъявляет жёсткое требование к обучающим данным — их сбалансированность: объёмы данных для нормальных условий и условий утечки должны быть сопоставимы.

В реальных условиях это требование зачастую невыполнимо: данные об утечках обычно представлены в ограниченном количестве по сравнению с данными о штатной работе системы.

Кроме того, процесс разметки данных (отнесение наблюдений к классам «утечка»/ «без утечки»), аналогичный подходу, описанному в [15], на практике сопряжён со значительными сложностями. Основная проблема заключается в том, что утечки зачастую удаётся выявить лишь после проявления их последствий, что затрудняет своевременную и точную маркировку данных.

Гистограмма на рисунке 4 наглядно иллюстрирует различия в точности восстановления данных по трём сценариям, анализируемым моделью ИНС-ОУ. Каждый цветной прямоугольник отражает диапазон ошибок восстановления, охватывающий 96,2 % наблюдений.

Основные наблюдения:

- В штатном режиме (без утечек) модель демонстрирует высочайшую точность:

подавляющее большинство ошибок (96,2 %) не выходит за пределы 0,00015.

- Этот показатель значительно превосходит результаты для сценариев с утечками.
- Наихудшая точность восстановления зафиксирована при утечке внутри зоны мониторинга — здесь ошибки достигают максимальных значений.

Таким образом, визуализация чётко демонстрирует влияние наличия и локализации утечки на качество восстановления данных.

Оценка эффективности ИНС-ОУ проводилась в условиях моделирования утечек на каждом из трубопроводов. Для каждого трубопровода сформированы независимые наборы данных, включающие: 1 500 случаев отсутствия утечек; 1 500 случаев наличия утечек.

Данные о давлении в зоне мониторинга подавались на вход предварительно обученной ИНС-ОУ.

На рисунке 5 представлены ключевые показатели вероятности срабатывания системы оповещения об утечке — то есть доля случаев, в которых ошибка восстановления превысила

установленный порог, для каждого сценария утечки в трубе СПРВ ГО Ялта.

Рисунок 5а показывает, что вероятность ложного срабатывания сигнализации (в условиях отсутствия утечки) крайне низка и не превышает 3 %.

Рисунок 5б демонстрирует вероятность корректного срабатывания оповещения при наличии утечки в каждой трубе. В случае локализации утечки в зоне мониторинга вероятность срабатывания сигнализации варьируется от 65 % до 100 %.

При локализации утечки за пределами зоны мониторинга наблюдается существенное снижение вероятности срабатывания системы оповещения — для большинства участков этот показатель составляет менее 50 %.

Проведённые наблюдения позволяют сделать вывод: модель ИНС-ОУ способна эффективно выявлять утечки, опираясь на данные мониторинга давления воды. Однако для обеспечения высокой надёжности обнаружения утечек необходимо стратегическое размещение датчиков в системе питьевого водоснабжения городского округа Ялта (СПРВ ГО Ялта).

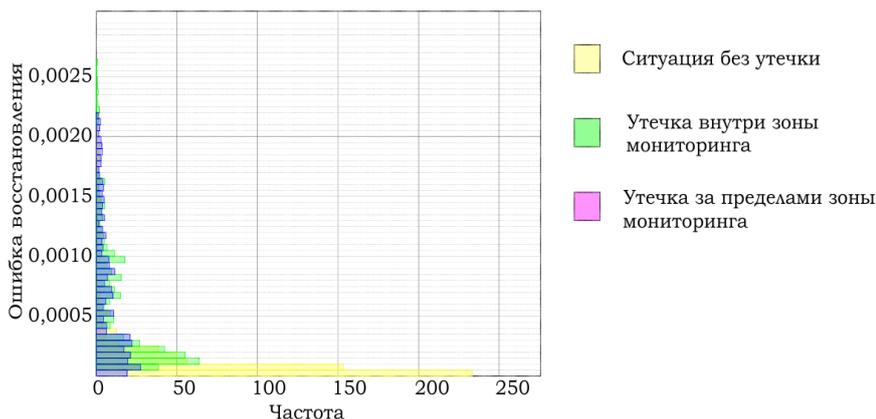


Рис. 4. Ошибка восстановления в модели ИНС-ОУ данных при нормальных условиях (отсутствие утечки) и при наличии утечки

Fig. 4. Recovery error in the ANN-LD data controller under normal conditions (no leakage) and in the presence of leakage

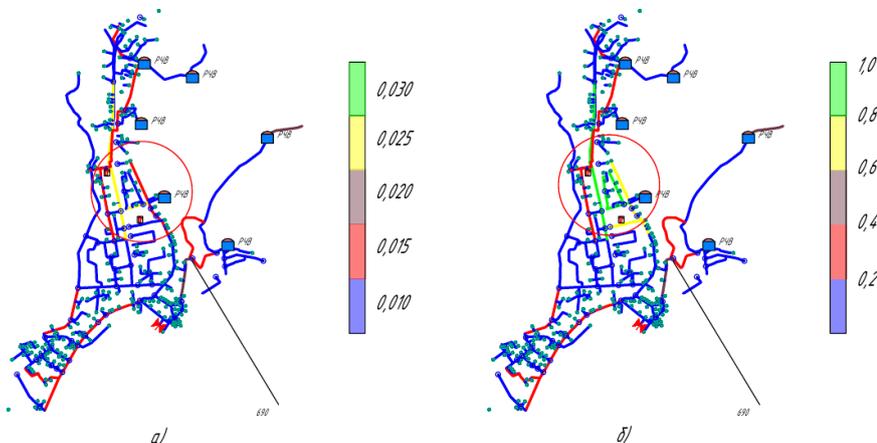


Рис.5. Вероятность ложного срабатывания модели ИНС-ОУ (указание на утечку) для отдельной трубы в сети СПРВ ГО Ялта: а) при отсутствии реальной утечки, б) в случае утечки

Fig.5. The probability of false triggering of the ANN-LD model (indicating a leak) for a separate pipe in the Yalta WSN: a) in the absence of a real leak, b) in the event of a leak

Размер утечки является еще одним важным фактором, влияющим на производительность системы обнаружения. По сути, обнаружить небольшую утечку гораздо сложнее, чем крупную, поскольку меньшая утечка оказывает меньшее влияние на состояние СПРВ и может быть перекрыта из-за колебаний водопотребления. Для исследования чувствительности размер утечки варьируется от $0,01 \text{ м}^3$ до $0,12 \text{ м}^3$.

Для каждой комбинации трёх исследуемых факторов проводилась оценка эффективности модели. В качестве исходных данных использовались два набора:

- смоделированные данные о возникновении утечки в трубе 125 (в зоне мониторинга);

- данные, соответствующие штатному режиму работы (без утечек).

Данные подвергались случайному распределению для обеспечения независимой проверки результатов. Итоговая точность определялась как среднее значение, полученное по итогам трёхкратной кросс-валидации.

На рисунке 6 представлена зависимость точности обнаружения утечек в моделях ИНС-ОУ от трёх параметров: степени сжатия данных; уровня неопределённости в потреблении воды; размеров утечек.

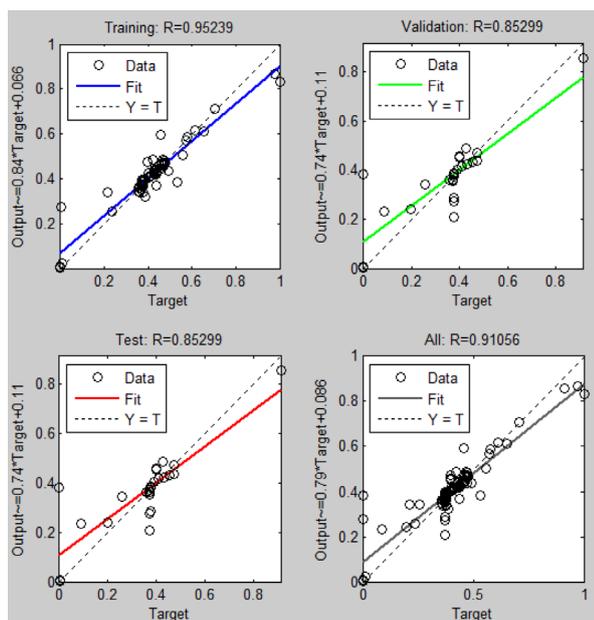


Рис.6. Регрессионные графики точности обнаружения утечек
Fig.6. Regression graphs of leak detection accuracy

Согласно данным, представленным на рисунке 6, модель ИНС-ОУ демонстрирует точность, приближающуюся к 100 %, в условиях низкой неопределённости водопотребления.

При фиксированном размере утечки наблюдается обратная зависимость между уровнем неопределённости расхода воды и точностью обнаружения утечек с использованием ИНС-ОУ. В частности, при возрастании неопределённости расхода с $0,001 \text{ л/с}$ до $0,015 \text{ л/с}$ точность модели снижается с 95 % до 85,299 %.

Важно отметить, что даже в условиях высокой неопределённости расхода (в сравнении с базовым показателем $0,012 \text{ л/с}$) модель ИНС-ОУ сохраняет приемлемый уровень точности обнаружения утечек.

На производительность модели ИНС-ОУ существенное влияние оказывает размер утечки. Небольшие утечки, как правило, не обнаруживаются, и СПРВ классифицируется как обычные ситуации без утечек (т.е. 0% правильности обнаружения). В то время как обычные случаи без утечки данных классифицируются правильно (т.е. на 100% корректное обнаружение). При

использовании сбалансированного набора данных (с равным количеством примеров наличия и отсутствия утечек) модель демонстрирует точность порядка 50 %.

Экспериментально установлено, что точность обнаружения утечек в модели ИНС-ОУ возрастает с увеличением их размера. Это объясняется физическим механизмом явления: более крупная утечка вызывает заметные изменения в распределении давления в системе питьевого водоснабжения (СПРВ) ГО Ялта, что упрощает её идентификацию средствами модели.

ВЫВОДЫ

Обнаружение утечек в СПРВ представляет собой нетривиальную задачу ввиду совокупности факторов: сложной топологической структуры сети; динамических колебаний потребительского спроса; дефицита мониторинговых данных. Применение традиционных инструментальных методов контроля сопряжено с существенными ограничениями: высокими экономическими

затратами; значительной трудоёмкостью процедур; невозможностью реализации мониторинга в режиме реального времени.

Особую проблематичность демонстрирует адаптация классических подходов к обновлению моделей мониторинга для системы водоснабжения населенных пунктов Южного берега Крыма. Это обусловлено повышенной сложностью топологии сети и существенной неопределённостью гидравлических параметров системы. В качестве перспективной альтернативы рассматривается подход, основанный на анализе данных с применением моделей ИНС-ОУ. Его теоретическое обоснование базируется на следующем постулате: пространственное распределение давления в сети и его динамические изменения при возникновении утечки детерминированы топологией системы водоснабжения. Таким образом, анализ паттернов давления позволяет косвенно оценивать текущее состояние СПРВ. Разработанные в рамках исследования модели ИНС-ОУ демонстрируют способность к обнаружению утечек даже при работе с несбалансированными данными — исключительно на основе информации о штатных режимах эксплуатации системы. Для дальнейшего развития метода рекомендуется: продолжить оптимизацию архитектуры моделей ИНС-ОУ; провести всестороннюю оценку их эффективности с привлечением реальных мониторинговых данных из СПРВ ГО Ялта.

При этом сохраняется ряд нерешённых вопросов, требующих дополнительного исследования. В частности, выявлена потенциальная проблема: чувствительность контрольного датчика к изменениям давления, вызванным утечкой, может существенно снижаться по мере увеличения дистанции между датчиком и местом возникновения утечки.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Баженов, В. И. Роль искусственного интеллекта в предотвращении утечек воды из сетей водоснабжения / В. И. Баженов, О. Г. Примин, В. В. Баженов // Строительство: наука и образование. – 2024. – Т. 14, № 4. – С. 98-111. – DOI 10.22227/2305-5502.2024.4.98-111.
2. Примин, О. Г. Автоматизированные системы эксплуатации городской водопроводной сети / О. Г. Примин, В. И. Баженов // Актуальные проблемы строительной отрасли и образования - 2024: Сб. докл. V Нац. науч. конф., Москва, 16 декабря 2024 года. – Москва: Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет, 2025. – С. 635-642.
3. Примин, О. Г. Методика и алгоритм оценки стоимости жизненного цикла трубопроводов сетей водоснабжения и водоотведения / О. Г. Примин, В. И. Баженов, Г. А. Самбурский // Водоснабжение и санитарная техника. – 2025. – № 7. – С. 13-20. – DOI 10.35776/VST.2025.07.02.
4. Баженов, В. И. Оценка и прогноз надежности сетей водоснабжения с помощью искусственного интеллекта / В. И. Баженов, О. Г. Примин, В. В. Баженов // Промышленное и гражданское строительство. – 2024. – № 10. – С. 66-74. – DOI 10.33622/0869-7019.2024.10.66-74.
5. Эминов, Р. А. Метод определения мест утечек в водопроводе путем контроля градиента давления / Р. А. Эминов, Э. И. Гусейнли, С. И. Керимова // Известия вузов. Инвестиции. Строительство. Недвижимость. – 2020. – Т. 10, № 4(35). – С. 628-633. – DOI 10.21285/2227-2917-2020-4-628-633.
6. Уликанов, Р. Р. Анализ фронта волны давления для определения местоположения утечки жидкости в трубопроводе / Р. Р. Уликанов, В. Н. Киреев, Л. А. Ковалева // Вестник Башкирского университета. – 2023. – Т. 28, № 1. – С. 4-9.
7. Тевяшев, А. Д. Стохастическая модель и метод зонирования водопроводных сетей / А. Д. Тевяшев, О. И. Матвиенко // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2014. – Т. 1, № 4(67). – С. 17-24.
8. Примин О.Г., Храменков СВ. / Пути обеспечения надежности функционирования городской водопроводной сети в условиях сокращения водопотребления в г. Москве // Сб. докл. 17-го Ольденбургского форума по трубопроводам. Институт по строительству трубопроводов при Высшей технической школе г. Ольденбург, Германия. - 2013. - т. 20.
9. Примин, О. Г. Планирование восстановления трубопроводов городской водопроводной сети / О. Г. Примин // Системные технологии. – 2024. – № 1(50). – С. 20-28. – DOI 10.48612/dniti/2024_50_20-28.
10. Чупин Р.В., Мелехов Е.С. Развитие теории и практики моделирования и оптимизации систем водоснабжения и водоотведения. Иркутск: Изд-во ИрГТУ, 2011. 323 с.
11. Щербаков В.И. Модернизация водопроводной сети на основе оптимизации гидравлических параметров при аварии на магистральных / В.И. Щербаков, Х.К. Нгуен // Вестник МГСУ. 2015. № 10. С. 115—126.
12. Farah, E.; Shahrour, I. Water Leak Detection: A Comprehensive Review of Methods, Challenges, and Future Directions. *Water* 2024, 16, 2975. <https://doi.org/10.3390/w16202975>
13. Ekwueme, S. T., Obibuike, U. J., Mbakaogu, C. D., & Ihekoronye, K. K. (2019). Development of a New Model for Leak Detection in Pipelines. *Advances in Petroleum Exploration and Development*, 18(1), 19-26. DOI: <http://dx.doi.org/10.3968/11298>
14. Rifaai T.M., Abokifa A.A., Sela L. Integrated approach for pipe failure prediction and condition scoring in water infrastructure systems. *Reliability Engineering & System Safety*. 2022; 220:108271. DOI: 10.1016/j.res. 2021.108271
15. Fan X., Wang X., Zhang X., Yu X. Machine learning based water pipe failure prediction: The effects

of engineering, geology, climate and socio-economic factors. *Reliability Engineering & System Safety*. 2022; 219:108185. DOI: 10.1016/j.ress.2021.108185

REFERENCES

1. Bazhenov, V. I. The role of artificial intelligence in preventing water leaks from water supply networks / V. I. Bazhenov, O. G. Primin, V. V. Bazhenov // Construction: science and education. – 2024. – Vol. 14, No. 4. – pp. 98-111. – DOI 10.22227/2305-5502.2024.4.98-111.
2. Primin, O. G. Automated systems for the operation of the urban water supply network / O. G. Primin, V. I. Bazhenov // Actual problems of the construction industry and education - 2024: Collection of reports of the V National Scientific Conference, Moscow, December 16, 2024. Moscow: National Research Moscow State University of Civil Engineering, 2025, pp. 635-642.
3. Primin, O. G. Methodology and algorithm for estimating the cost of the life cycle of pipelines of water supply and sanitation networks / O. G. Primin, V. I. Bazhenov, G. A. Sambursky // Water supply and sanitary engineering. – 2025. – No. 7. – pp. 13-20. – DOI 10.35776/VST.2025.07.02.
4. Bazhenov, V. I. Assessment and forecast of reliability of water supply networks using artificial intelligence / V. I. Bazhenov, O. G. Primin, V. V. Bazhenov // Industrial and civil engineering. – 2024. – No. 10. – pp. 66-74. – DOI 10.33622/0869-7019.2024.10.66-74.
5. Eminov R. A., Huseynli E. I., Kerimova S. I. A method for determining leakages in a water supply system by monitoring the pressure gradient / R. A. Eminov, Huseynli E. I., Kerimova S. I. // *Izvestiya vuzov. Investment. Construction. Realty*. 2020. Vol. 10, No. 4(35). pp. 628-633. – DOI 10.21285/2227-2917-2020-4-628-633.
6. Ulikanov, R. R. Pressure wave front analysis to determine the location of a liquid leak in a pipeline / R. R. Ulikanov, V. N. Kireev, L. A. Kovaleva // *Bulletin of the Bashkir University*. - 2023. – Vol. 28, No. 1. – pp. 4-9.
7. Tevyashev, A.D. Stochastic model and method of zoning of water supply networks / A.D. Tevyashev, O. I. Matvienko // *East European Journal of Advanced Technologies*. – 2014. – Vol. 1, No. 4(67). – pp. 17-24.
8. Primin O.G., Khramenkov St. / Ways to ensure the reliability of the urban water supply network in conditions of reduced water consumption in Moscow // Collection of reports of the 17th Oldenburg Pipeline Forum. Institute for Pipeline Construction at the Higher Technical School of Oldenburg, Germany. - 2013. -vol. 20.
9. Primin, O. G. Planning the restoration of pipelines of the urban water supply network / O. G. Primin // *System technologies*. – 2024. – № 1(50). – Pp. 20-28. – DOI 10.48612/dniti/2024_50_20-28.
10. Chupin R.V., Melekhov E.S. Development of theory and practice of modeling and optimization of water supply and sanitation systems. Irkutsk: Publishing house of IrGTU, 2011. 323 p.
11. Shcherbakov V.I. Modernization of the water supply network based on optimization of hydraulic parameters in case of accidents on highways / V.I. Shcherbakov, H.K. Nguyen // *Bulletin of MGSU*. 2015. No. 10. pp. 115-126.
12. Farah, E.; Shahrour, I. Water Leak Detection: A Comprehensive Review of Methods, Challenges, and Future Directions. *Water* 2024, 16, 2975. <https://doi.org/10.3390/w16202975>
13. Ekwueme, S. T., Obibuike, U. J., Mbakaogu, C. D., & Ihekoronye, K. K. (2019). Development of a New Model for Leak Detection in Pipelines. *Advances in Petroleum Exploration and Development*, 18(1), 19-26. DOI: <http://dx.doi.org/10.3968/11298>
14. Rifaai T.M., Abokifa A.A., Sela L. Integrated approach for pipe failure prediction and condition scoring in water infrastructure systems. *Reliability Engineering & System Safety*. 2022; 220:108271. DOI: 10.1016/j.ress. 2021.108271
15. Fan X., Wang X., Zhang X., Yu X. Machine learning based water pipe failure prediction: The effects of engineering, geology, climate and socio-economic factors. *Reliability Engineering & System Safety*. 2022; 219:108185. DOI: 10.1016/j.ress.2021.108185

NEURAL NETWORK MODEL FOR DETECTING LEAKS IN THE WATER SUPPLY AND DISTRIBUTION SYSTEM OF THE SOUTHERN COAST OF CRIMEA

Krymov R.S.

V.I. Vernadsky Crimean Federal University,
Institute of Biochemical Technologies, Ecology and Pharmacy
181, Kievskaya str., Simferopol, 295493, Russian Federation
e-mail: kelt_roman@mail.ru

Abstract. The water supply and distribution system often face the problem of leaks, which pose risks to the uninterrupted water supply of the population. At the same time, traditional diagnostic methods often do not allow leaks to be detected before obvious consequences appear. Within the framework of this study, a machine learning model has been developed designed for early detection of leaks in SPRW. To form a training sample, hydraulic modeling was performed using the ZuluGIS geoinformation system. During the modeling process, the following factors were taken into account: the dynamics of water consumption by users; possible distortions and interference in the data; different leakage rates and other significant factors.

The subject. The reliability of urban water supply systems, taking into account topographical features.

Materials and research methods: The analysis of the technical condition of the pipelines of the Yalta gas pipeline system was carried out. A machine learning (MMO) model for detecting leaks in the Yalta open air defense system has been investigated. Data on water pressure under leak conditions and the absence of leaks were obtained using the ZuluGIS geoinformation system, taking into account factors such as changing user requirements, data interference, the degree of leaks, etc. An artificial neural network (INS-OU) model has been developed to detect leaks. For this purpose, data on water pressure in a group of monitoring nodes was used. Unlike existing approaches using time series analysis, water pressure data is used by the INS-OU model to determine the spatial relationship between data in monitoring nodes at a given time.

Results. The conducted research has shown that an artificial neural network (ANN) is able to accurately distinguish between two states of the system — the presence or absence of leakage. However, a balanced data set that includes examples of both scenarios is crucial for the effective operation of the model. In real-world conditions, this is difficult, since the SPRV mainly operates normally, and leakage cases are relatively rare. The study also revealed that the accuracy of the models depends on the location of the leak: when leaks occur in the sensor coverage area, the models demonstrate high accuracy; outside the sensor monitoring area, the prediction accuracy decreases significantly. The results obtained allow us to formulate recommendations on the optimal placement of monitoring sensors, ensuring the necessary coverage of the controlled area.

Conclusions. A data-driven approach using ANN models is promising for fast and reliable leak detection. The rationale is that the spatial structure of water pressure and its changes during leakage depend on the structure of the water distribution network, which allows us to obtain information about the conditions in the urban water supply network.

Key words: water supply and distribution system, leakage, artificial neural networks, reliability.