



МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В РАЗРАБОТКЕ МЕТОДИКИ ОБНАРУЖЕНИЯ УТЕЧЕК

Политова Т.О., Загретдинов А.Р., Сидоров М.В., Зиганшин Ш.Г., Ваньков Ю.В.

Казанский государственный энергетический университет, г. Казань, Россия

politovatatyana@yandex.ru

Резюме: Целью работы является исследование возможности использования искусственного интеллекта для нахождения течеискания, используя данные для обучения, полученные с помощью виброакустических датчиков. В работе описаны методы постоянного контроля. Представлены методы периодического контроля обнаружения протечек в трубопроводе. Были проделаны испытательные работы на лабораторном стенде. Рассмотрены методы для машинного обучения, а именно бустинг, k-ближайших соседей, метод случайного леса, метод многослойной нейронной сети. Разработан алгоритм для составления массивов данных. Показаны результаты работы программы.

Ключевые слова: утечки; трубопровод; контроль трубопровода; спектр; диагностика; дефект трубопровода; сигналы вибрации.

Для цитирования: Политова Т.О., Загретдинов А.Р., Сидоров М.В., Зиганшин Ш.Г., Ваньков Ю.В. Методы машинного обучения в разработке методики обнаружения утечек // Известия высших учебных заведений. ПРОБЛЕМЫ ЭНЕРГЕТИКИ. 2025. Т. 27. № 2. С. 177-186. doi: 10.30724/1998-9903-2025-27-2-177-186.

MACHINE LEARNING METHODS IN THE DEVELOPMENT OF LEAK DETECTION TECHNIQUES

Politova T.O., Zagretdinov A.R., Sidorov , Ziganshin Sh.G., Vankov Yu.V.

Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia

politovatatyana@yandex.ru

Abstract: The aim of the work is to explore the possibility of using artificial intelligence to find leak detection using training data obtained using vibroacoustic sensors. The paper describes methods of continuous monitoring. Methods of periodic monitoring of leak detection in the pipeline are presented. Testing work was carried out on the laboratory stand. Methods for machine learning are considered, namely boosting, k-nearest neighbors, random forest method, multi-layer neural network method. An algorithm has been developed for compiling data arrays. The results of the program are shown.

Keywords: leaks; pipeline; pipeline monitoring; spectrum; diagnostics; pipeline defect; vibration signals.

For citation: Politova T.O., Zagretdinov A.R., Sidorov , Ziganshin Sh.G., Vankov Yu.V. Machine learning methods in the development of leak detection techniques. *Power engineering: research, equipment, technology*. 2025; 27 (2): 177-186. doi: 10.30724/1998-9903-2025-27-2-177-186.

Введение (Introduction)

Трубопроводы являются одним из важнейших элементов энергетических систем и комплексов. От их технического состояния зависит надежность энергоснабжения промышленных предприятий и коммунального сектора. Утечки в трубопроводных системах могут оставаться незамеченными в течение длительного периода времени и приводить к значительному экономическому ущербу, накоплению транспортируемых

продуктов в почве, грунтовых водах, что приводит к экологическим нарушениям.

В связи с высоким износом элементов трубопроводного транспорта, актуальными являются вопросы разработки методов мониторинга их технического состояния.

Системы обнаружения утечек в трубопроводе в последние годы приобретают все большую популярность. И это неслучайно, так как в самых различных отраслях промышленности и жилищно-коммунального хозяйства используются тысячи километров трубопроводов. Они предназначены для транспортировки различных видов продукта: водяного пара, воды, масла, газа, воздуха, мазута, имеют разную конфигурацию и диаметры. Расположение трубопроводов бывает, как наземное, так и подземное, доступ к ним чаще всего затруднен из-за прокладки трубопровода под слоем грунта, воды, или же доступ к ним может быть опасен для человека.

Для контроля трубопровода устанавливаются первичные датчики, а также исполнительные устройства защит, обеспечивающие безопасность персонала, трубопроводов и связанного с ними оборудования [5-6].

Системы контроля должны соответствовать следующим требованиям:

- высокий уровень чувствительности;
- эксплуатационная безопасность;
- исключение нарушения режима работы;
- требуемая точность определения места повреждения;
- обеспечение контроля протяженных трубопроводов;
- высокий уровень надежности, безопасности и автоматизации;
- экономичность;
- способность быть готовым к эксплуатации в любых климатических и погодных условиях.

Целью работы является исследование возможности использования искусственного интеллекта для разработки методики нахождения утечек.

Для обучения системы контроля использовались данные, полученные с виброакустических датчиков. Анализ сигналов проводился методами машинного обучения, а именно сравнивались результаты обработки бустингом, методом k-ближайших соседей, методом случайного леса, многослойной нейронной сетью.

Материалы и методы (Materials and methods)

По причине того, что размещение каких-либо устройств внутри трубы не допускается, так как эти устройства создают препятствие потоку продукта, наиболее функциональным является метод контроля использующий для обнаружения утечки шум перекачиваемого продукта. Метод основывается на установке датчиков вибрации на наружной поверхности трубопровода и использовании их для записи акустического сигнала, содержащего спектральные составляющие колебаний стенок трубопровода и перекачиваемого продукта, с анализом регистрируемых сигналов в компьютере [9-10]. Достоинством метода является отсутствие необходимости врезки в стенку трубы и устройств, мешающих течению продукта в трубе, что повышает эксплуатационную надежность и безопасность. Преимущество метода – простота конструкции и минимум технических средств для реализации способа.

Простота конструкции достигается тем, что на поверхности трубопровода, в котором требуется проводить измерения устанавливается только датчик вибрации. Обычно применяют пьезокерамические датчики. Буферный усилитель микросхемы, необходимый для адаптации датчика к линии связи, имеет низкое энергопотребление.

Другие устройства, которые являются частью измерительной схемы: полосовой фильтр, АЦП, анализатор спектра шумового сигнала (микропроцессорный), подключены к персональному компьютеру посредством линий связи через мультиплексор и находятся на стороне единственного системного компьютера, так как он покрывают всю сеть датчиков, которые устанавливаются по длине и трубопровода.

Работа устройства происходит следующим образом. Шум потока всегда содержит отдельные спектральные составляющие, которые обусловлены резонансными колебаниями оборудования. Шум потока перекачиваемого продукта создает вибрации стенки трубы с разными частотами и относительно равномерным спектром представленном на рисунке 1. Зависимость гармоник трубопровода от давления транспортируемого продукта может быть описана эмпирической формулой, например, в форме степенного полинома второго порядка.

В случае появления утечки, в спектре трубопровода появляются дополнительные гармоники (рис. 2), вызванные вытекающей струей жидкости через дефект стенки.

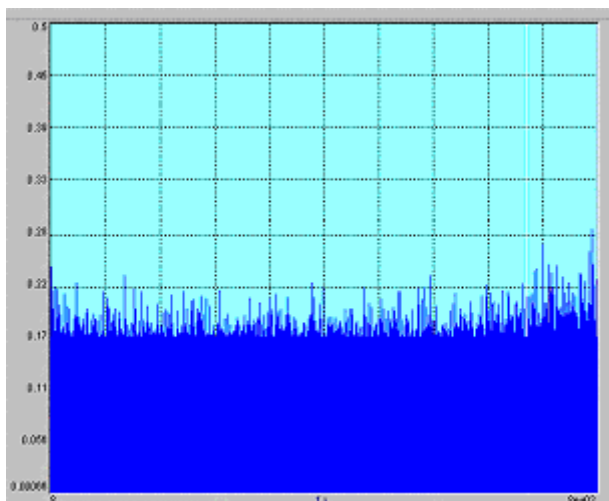


Рис.1. Спектр исправного трубопровода

Fig.1. The spectrum of a serviceable pipeline

*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author

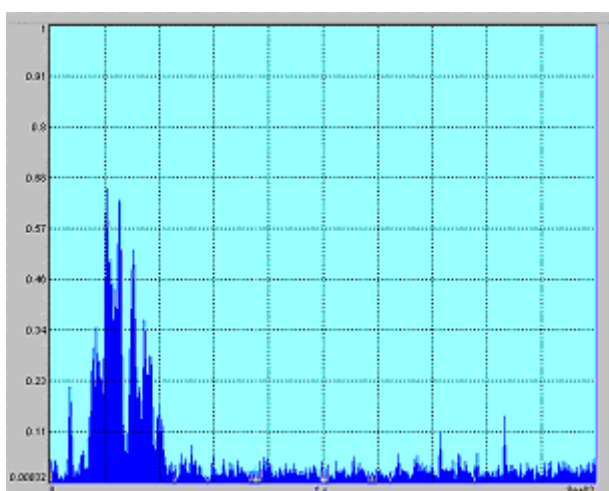


Рис. 2. Спектр трубопровода с дефектом

Fig. 2. The spectrum of the pipeline with a defect

*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author

Датчики вибрации регистрируют вибрации трубы и передают их через буферный усилитель в линию связи. После фильтрации шумовой сигнал преобразуется в цифровую форму с помощью АЦП. С выхода АЦП сигнал поступает на вход анализатора спектра с высоким разрешением. Используя алгоритм быстрого преобразования Фурье, анализатор спектра извлекает гармоники колебаний трубопровода с наибольшей амплитудой и определяет точное значение их частоты [7].

Для получения экспериментальных данных необходимых для исследований, разработана экспериментальная установка, которая включает в себя:

- стальную трубу диаметром 0,159 м, толщина стенки 6,0 мм, длиной 2,0 м;
- обратный клапан;
- насос, создаваемый избыточное давление воды внутри трубы;
- манометр с классом точности 2,5 и пределом измерения давления 10,0 бар;
- персональный компьютер;
- аналого-цифровой преобразователь;
- согласующее устройство AG01-3 – специализированная аппаратура,

предназначенная для улучшения качества связи и повышения эффективности радиопередающих устройств.

Структурная схема и фотография экспериментальной установки представлены на рисунке 3.

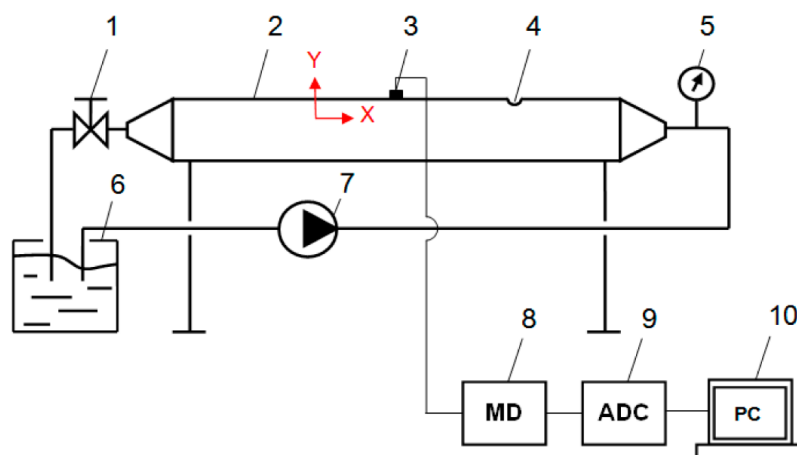


Рис. 3. Экспериментальное устройство: 1 - клапан; 2 - трубопровод; 3 - датчик виброускорения AR2038R; 4 - дефект; 5 - манометр; 6 - бак с водой; 7 - насос LEO XKJ - 900 I; 8 - согласующее устройство AG01-3; 9 - аналого-цифровой преобразователь NI USB-6229; 10 - компьютер

Fig. 3. Experimental device: 1 - valve; 2 - pipeline; 3 - vibration acceleration sensor AR2038R; 4 - defect; 5 - pressure gauge; 6 - water tank; 7 - pump LEO XKJ - 900 I; 8 - matching device AG01-3; 9 - analog-to-digital converter NI USB-6229; 10 - computer

*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author

В качестве моделей дефектов трубопроводов мы использовали диски с отверстиями разного диаметра (от 1 до 8 мм), показанные на рисунке 4. Диски были установлены и закреплены на фитинге, приваренном к трубе (рис. 5).



Рис.4. Диски симуляции дефекта отверстия разного диаметра

Fig.4. Disks simulating a hole defect of different diameters

*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author



Рис. 5. Диск симуляции дефекта трещина

Fig. 5. Crack defect simulation disk

*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author



Рис. 6. Способ крепления дисков на трубопроводе: (а) вид сбоку, (б) вид сверху Fig. 6. Method of mounting discs on the pipeline: (a) side view, (b) top view

*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author

Акустические сигналы, возникающие в трубопроводе при движении по нему жидкости, регистрировались с внешней поверхности трубопровода трехкомпонентным вибропреобразователем AP2038P. Вибропреобразователь имеет следующие характеристики: осевая чувствительность 100,0 мВ/г; собственная частота 35,0 кГц; диапазон рабочих температур – 40 - 125°C. Преимуществом такого датчика является одновременное измерение сигнала в одной точке вибрации по разным координатным осям [10]. Это в свою очередь позволило определить какое направление сигнала более подробно и точно описывает состояние сигнала.

Сигнал, принимаемый преобразователем вибрации, преобразуется из аналогового сигнала в цифровой код в АЦП-ЦАП NI USB-6229 (частота оцифровки сигналов составляет 250 кГц; разрешение АЦП составляет 16 бит) и анализируется в персональном компьютере.

В ходе экспериментов получены сигналы вибрации бездефектного трубопровода и с различными дефектами при прохождении по нему воды под давлением от 2 до 3,5 бар. Данные, полученные в ходе экспериментов, позволили обнаружить закономерности, графическое представление которых показано на рис. 7 и 8. В дальнейшем из полученных данных формировались массивы для машинного обучения

Результаты (Results)

Для распознавания и классификации дефектов трубопроводов по их акустическим сигналам предлагается использовать алгоритмы машинного обучения. Машинное обучение в настоящее время становится одним из самых популярных методов упрощения процессов работы человека.

Для решения задачи в качестве основ были выбраны:

1) метод градиентного бустинга. Это ансамблевый метод, который последовательно строит слабые модели (часто деревья решений), где каждая последующая модель корректирует ошибки предыдущих. Обучение происходит итеративно, минимизируя функцию потерь с помощью градиентного спуска. Результат — сильная модель, обладающая высокой точностью.

2) метод k-ближайших соседей. Это метод непараметрической классификации и регрессии. Для классификации нового объекта он находит k ближайших к нему объектов в обучающей выборке и присваивает ему класс, наиболее распространенный среди этих k соседей. Для регрессии вычисляется среднее значение целевой переменной у k ближайших соседей. Выбор параметра k важен для производительности метода.

3) метод случайного леса. Это ещё один ансамблевый метод, который строит множество деревьев решений на случайных подвыборках данных и случайных подмножествах признаков. Предсказание делается путем усреднения (для регрессии) или голосования (для классификации) результатов отдельных деревьев. Обладает высокой точностью и устойчивостью к переобучению.

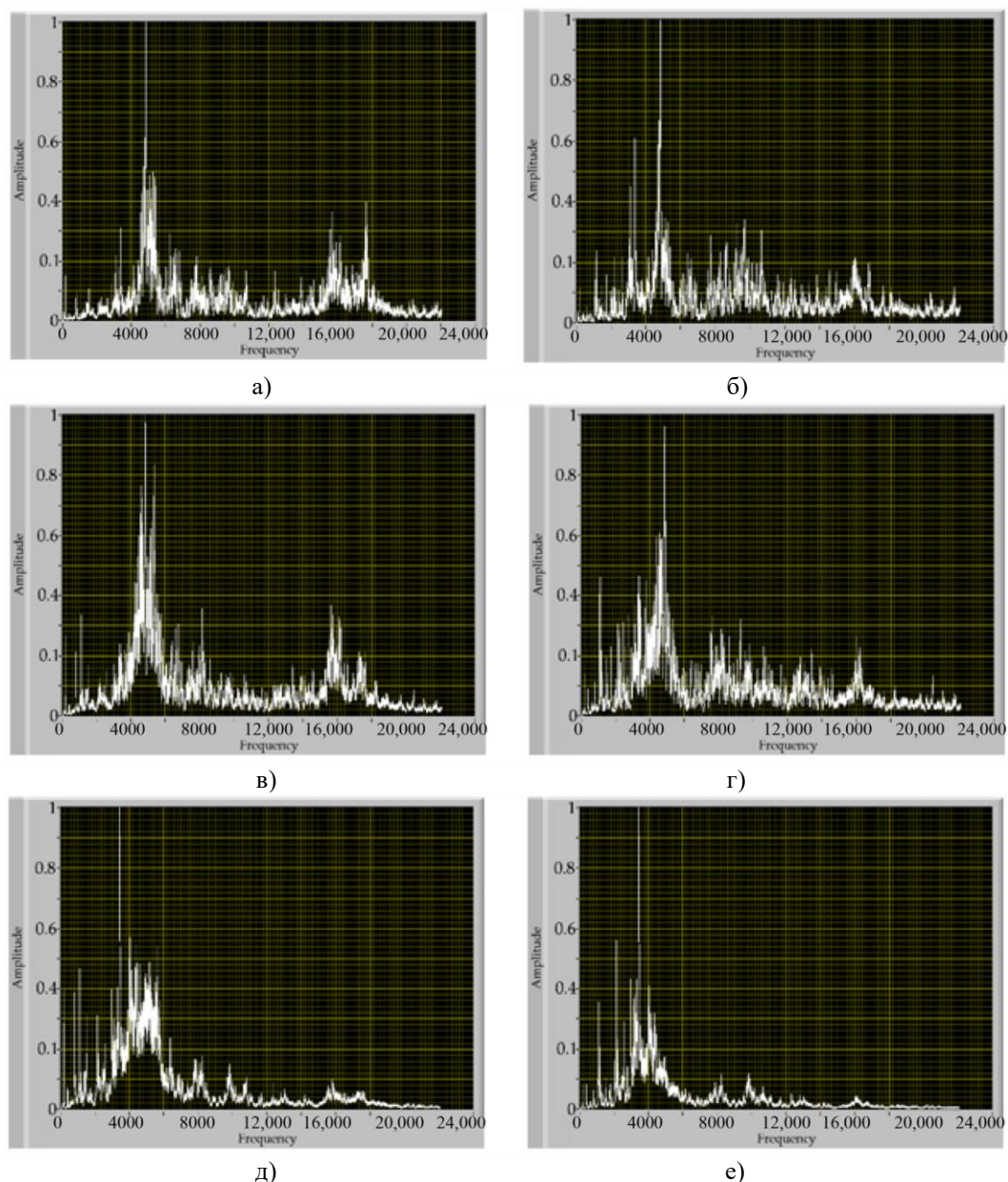
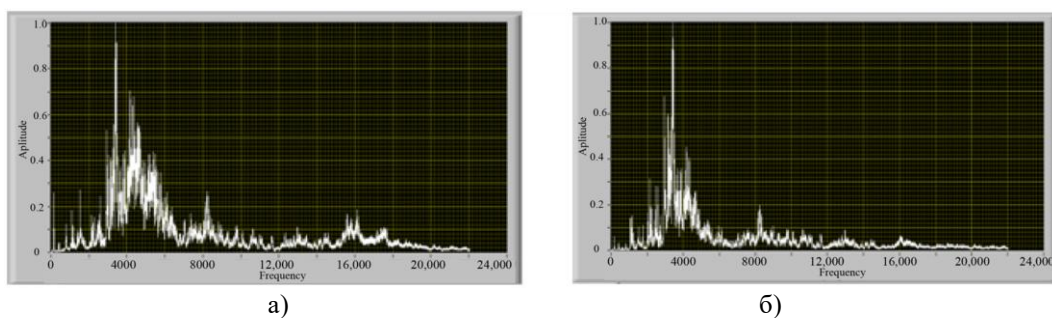


Рис. 7. Спектры колебаний бездефектного трубопровода: (а) сигнал (кГц) по оси X при давлении 4 атм; (б) сигнал по оси Y при давлении 4 атм; (в) сигнал по оси X при давлении 3 атм; (г) сигнал по оси Y при давлении 3 атм; (д) сигнал по оси X при давлении 2 атм; (е) сигнал по оси Y при давлении 2 атм

*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author

Fig 7. Vibration spectra of a defect-free pipeline: (a) signal (kHz) on the X-axis at a pressure of 4 atm; (b) signal on the Y-axis at a pressure of 4 atm; (c) signal on the X-axis at a pressure of 3 atm; (d) signal on the Y-axis at a pressure of 3 atm; (e) the signal is along the X-axis at a pressure of 2 atm; (e) the signal is along the Y-axis at a pressure of 2 atm



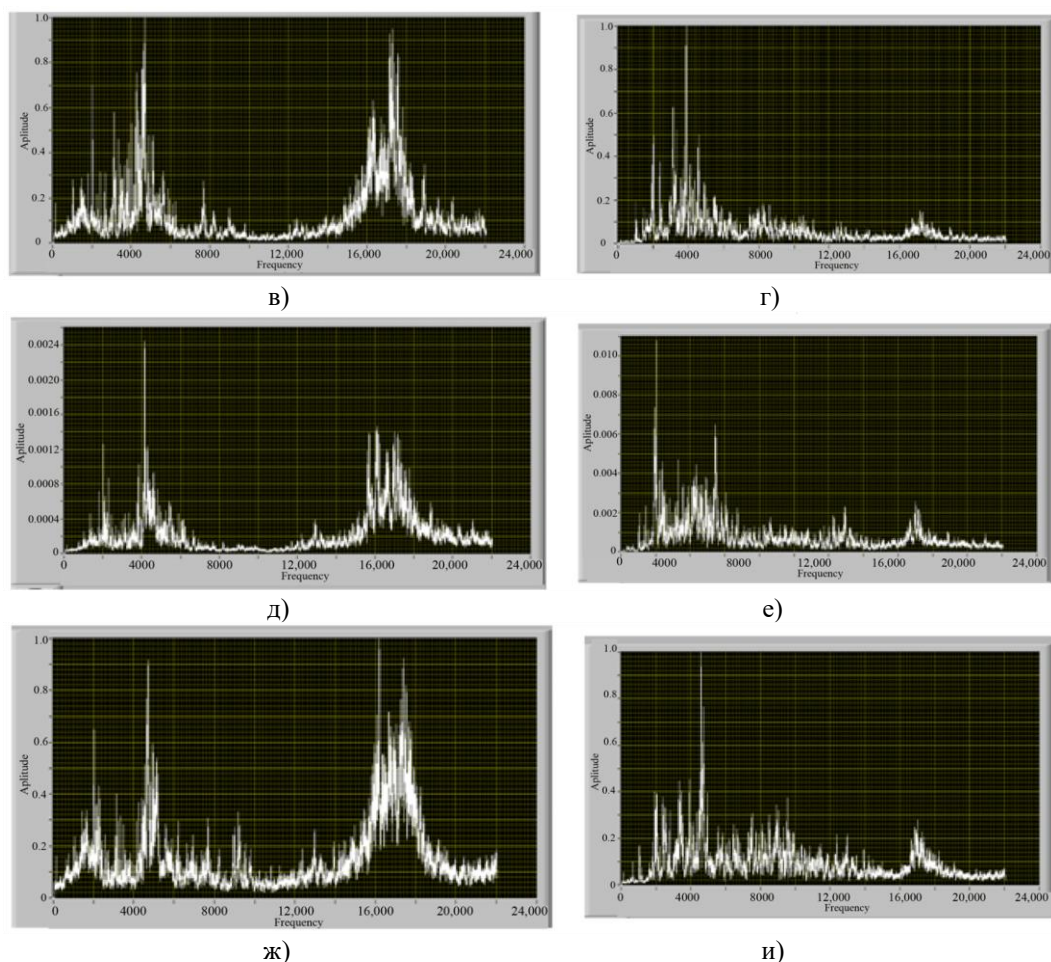


Рис. 8. Частотные спектры трубопроводов с дефектами (при давлении 3 атм): (а) сигнал (кГц) по оси X бездефектных насосно-компрессорных труб; (б) сигнал по оси Y бездефектных насосно-компрессорных труб; (в) сигнал по оси X трубопровода с диаметром отверстия 1 мм; (г) сигнал по оси Y трубопровода с диаметром отверстия 1 мм; (д) сигнал по оси X трубопровода с диаметром отверстия 3 мм; (е) сигнал на оси Y трубопровода с диаметром отверстия 3 мм; (ж) сигнал на оси X трубопровода с типом дефекта «трещина»; (и) сигнал на оси Y трубопровода с типом дефекта «трещина»

Fig. 8. Frequency spectra of pipelines with defects (at a pressure of 3 atm): (a) Signal (kHz) on the X-axis of defect-free tubing; (b) the Y-axis signal of defect-free tubing; (c) signal on the X-axis of a pipeline with a hole diameter of 1 mm; (d) signal on the Y-axis of a pipeline with a hole diameter of 1 mm; (e) signal on the X-axis of a pipeline with a hole diameter of 3 mm; (f) signal on the Y-axis of a pipeline with a hole diameter of 3 mm; (g) the signal on the X-axis of the pipeline with the type of defect "crack"; (i) the signal on the Y-axis of the pipeline with the type of defect "crack"

*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author

4) метод многослойной нейронной сети. Это модель, состоящая из множества взаимосвязанных нейронов, организованных в слои (входной, скрытые и выходной). Каждый нейрон выполняет взвешенную сумму своих входных сигналов, применяет к ней активационную функцию и передает результат на следующий слой. Обучение происходит путем минимизации функции потерь с помощью алгоритмов обратного распространения ошибки. Сеть способна моделировать сложные нелинейные зависимости, но требует больших объемов данных и вычислительных ресурсов для эффективного обучения.

Обсуждение (Discussions)

Обучающие датафреймы модели машинного обучения

Результаты работы стенда формировались в файлах с расширением txt, с содержанием значений в количестве 80000. Для упрощения рутинного ручного форматирования рабочих массивов в формат Excel, было решено воспользоваться встроенным софтом VBA (Visual Basic for Applications). В результате получился обучающий файл Excel содержащий распределенные по листам значения. Таким-же

образом формировались остальные массивы (бездефектный трубопровод, дефект 1, дефект 2), содержащие в себе отличные друг от друга по содержанию данные.

Результаты работы кода

Результаты которой приведены в таблице.

Таблица
Table

Сводная таблица результатов
Summary table of results

Наименование метода машинного обучения	Среднее время обучения, сек.	Бездефектный трубопровод		Трубопровод – дефект трещина		Трубопровод – дефект отверстие	
		Отношение верно предсказанного класса к общему числу опытов, %	Средняя точность предсказания класса, %	Отношение верно предсказанного класса к общему числу опытов, %	Средняя точность предсказания класса, %	Отношение верно предсказанного класса к общему числу опытов, %	Средняя точность предсказания класса, %
Градиентный бустинг	10981	5	40	38	62	40	61
k – ближайших соседей	0,7	98	100	0	0	100	100
Случайный лес	22	10	48	0	0	8	40
Многослойная нейронная сеть	85	60	86	3	98	95	93

*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author

Заключение или Выводы (Conclusions)

Использование искусственного интеллекта для обнаружения течи трубопровода по анализу акустических сигналов возможно. Этому свидетельствует высокий процент верно определенного класса неисправности и высокий процент точности.

Самым подходящим является метод k-ближайших соседей, имеющий точность свыше 98 процентов, а наименее точным показал себя метод случайного леса, с общим количеством верных предсказаний класса 10 %. Данный метод быстро обучается, несмотря на огромный массив из 7 миллионов значений.

Многослойная нейронная сеть немного уступает k-ближайшему в точности, повысить ее возможно путем увеличения числа скрытых нейронов, но это значительно увеличивает время обучения, и достаточно сильно загружает как центральный процессор, так и забивает оперативную память, от чего становится невозможным пользование компьютером.

Что касается остальных методов, бустинг является самым долгим в обучении, около трех часов. Связано это с множеством значений в массиве, но их множество не позволило методу точно предсказывать класс тестового массива. Точность прогнозирования составила в среднем 5 процентов, что является недопустимым.

Случайный лес имеет оптимальное время обучения, в среднем это 22 секунды. Но общая точность прогноза составляет всего 10 процентов. Данным методом невозможно точно спрогнозировать состояние трубопровода, так как даже при отсутствии дефектов, метод присваивал тестовому массиву класс - дефекты.

Метод многослойной нейронной модели показал хорошие результаты, как в скорости обучения (около 1,5 минуты), так и в точности прогнозирования принадлежности классов (в среднем 60 %). Точность возможно повысить на 5-10 процентов путем увеличения числа скрытых слоев до двух тысяч, но появляются значительные недостатки: увеличивается скорость обучения, что составляет около получаса; сильно забивает оперативную память компьютера, из-за чего становится невозможность его использования. В результате имея практически такую-же точность в

прогнозировании, как и метод k-ближайших соседей, данный метод уступает в скорости обучения, и в степени загрузки центрального процессора.

На основании экспериментальных данных, ориентируясь на точность прогноза и легкости в использовании, самым подходящим методом машинного обучения для мониторинга состояния трубопровода стал метод k-ближайших соседей.

Литература

1. Doklad o Sostoyanii Sfery Teploenergetiki i Teplosnabzheniya v Rossijskoj Federacii [Report on the State of Heat Power and Heat Supply in the Russian Federation]. Available online: <https://minenergo.gov.ru/viewpdf/10850/80685> (accessed on 20 January 2020).
2. Авдюнин Е.Г. Источники и системы теплоснабжения. Тепловые сети и тепловые пункты. – Москва; вологда: Инфра-Инженерия, 2019. – 300с.
3. Assessment of the condition of pipelines using convolutional neural networks / Y. Vankov, S. Ziganshin, T. Politova [et al.] // Energies. – 2020. – Vol. 13, No. 3. – P. 618.
4. Марченко А.Л. Python: большая книга примеров / А.Л. Марченко. – Москва: Издательство Московского университета, 2023. – 361, с.
5. Павлов А.Н., Сосновцева О.В., Зиганшин А.Р. Мультифрактальный анализ хаотической динамики взаимодействующих систем // Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика. 2003. Т. 11, № 2. С. 39-54.
6. Ключев В.В., Соснин Ф.Р., Ковалев А.В. Неразрушающий контроль и диагностика: справочник. М.: Машиностроение, 2005. 656 с.
7. Safronchik, V.I. Zashchita Podzemnyh Truboprovodov Antikorrozionnymi Pokrytiyami [Protection of Underground Pipelines with Anti-Corrosion Coatings]; Stroyizdat: Leningrad, Russia, 1977. (In Russian)
8. Сурис М.А., Липовских В.М. Защита трубопроводов тепловых сетей от наружной коррозии. – М.: Энергоатомиздат, 2003. – 216 с.
9. Анализ масштабной инвариантности виброакустических сигналов трубопровода с утечками / А.Р. Загретдинов [и др.] // СП6НТОРЭС: труды ежегодной НТК. 2023. № 1 (78). С. 88-90.
10. Detrended fluctuation analysis based on best-fit polynomial / Shanshan Zhao [et al.] // Enviromental science. 2022. № 10. С. 1-7.
11. Павлов А.Н., Павлова О.Н., Короновский А.А. Мл. Модифицированный метод флуктуационного анализа нестационарных процессов // Письма в Журнал технической физики. 2020. Т. 46, № 6. С. 47-50.
12. Gaponenko S.O., Kondratiev A.E., Zagretidinov A.R. Low-frequency Vibro-acoustic Method of Determination of the Location of the Hidden Canals and Pipelines. // Proc. 2nd International Conference on Industrial Engineering. Chelyabinsk, 2016. Pp. 2321-2326.
13. G. Loizou and S. J. Maybank, "The nearest neighbor and the bayes error rates," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel., Vol. 9, pp. 254-62, Feb. 1987.
14. Метод K-ближайших соседей (KNN). [Электронный ресурс] // Хабр URL: <https://habr.com/ru/articles/801885/>: (Дата обращения 07.05.2024).
15. A comparison of random forest based algorithms: random credal random forest versus oblique random forest / C. J. Mantas, Ja. G. Castellano, S. Moral-García, J. Abellán // Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications. – 2019. – Vol. 23, No. 21. – P. 10739-10754.

Авторы публикации

Политова Татьяна Олеговна – ст.препод. кафедры «Промышленная теплоэнергетика и системы теплоснабжения» (ПТЭ) Казанского государственного энергетического университета (КГЭУ). *Email* politovatatyana@yandex.ru

Загретдинов Айрат Рифкатович – канд. техн. наук доцент кафедры «Промышленная теплоэнергетика и системы теплоснабжения» (ПТЭ) Казанского государственного энергетического университета (КГЭУ).

Сидоров Михаил Валерьевич – магистр кафедры «Промышленная теплоэнергетика и системы теплоснабжения» (ПТЭ) Казанского государственного энергетического университета (КГЭУ).

Зиганишин Шамиль Гаязович – канд. техн. наук доцент кафедры «Промышленная теплоэнергетика и системы теплоснабжения» (ПТЭ) Казанского государственного энергетического университета (КГЭУ).

Ваньков Юрий Витальевич – д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой «Промышленная теплоэнергетика и системы теплоснабжения» (ПТЭ) Казанского государственного энергетического университета (КГЭУ).

References

1. Report on the state of the sphere of heat power engineering and heat supply in the Russian Federation [Electronic resource]. Available online: <https://minenergo.gov.ru/viewpdf/10850/80685> (accessed January 20, 2020).
2. Avdyunin E.G. Sources and heat supply systems. Heating networks and heating points. – Moscow; Vologda: Infra-Engineering, 2019. 300c.
3. Assessment of the condition of pipelines using convolutional neural networks / Yu. Vankov, S. Ziganshin, T. Politova [et al.] // Energy. – 2020. – Volume 13, No. 3. – p. 618.
4. Marchenko, A.L. Python: a big book of examples / A.L. Marchenko. Moscow: Moscow University Press, 2023. 361, p
5. Pavlov A.N., Sosnovtseva O.V., Ziganshin A.R. Multifractal analysis of chaotic dynamics of interacting systems // Izvestiya vuzov. Applied nonlinear dynamics. 2003. Vol. 11, No. 2. pp. 39-54.
6. Klyuev V.V., Sosnin F.R., Kovalev A.V. Non-destructive testing and diagnostics: handbook. Moscow: Mashinostroenie, 2005. 656 p.
7. Safronchik, V.I. Protection of underground pipelines with anti-corrosion coatings / V.I. Safronchik; Stroyizdat: Leningrad, Russia, 1977. (In Russian)
8. Suris M.A., Lipovskikh V.M. Protection of pipelines of thermal networks from external corrosion. Moscow: Energoatomizdat, 2003. 216 p
9. Analysis of the scale invariance of vibroacoustic signals of a pipeline with leaks / A.R. Zagretidinov [et al.] // SPbNTORES: proceedings of the annual NTC. 2023. № 1 (78). Pp. 88-90.
10. Analysis of fluctuations with trend deviation based on the best fit polynomial / Shanshan Zhao [et al.] // Environmental Science. 2022. No. 10. pp. 1-7.
11. Pavlov A.N., Pavlova O.N., Koronovsky A.A. Jr. A modified method of fluctuation analysis of unsteady processes // Letters to the Journal of Technical Physics. 2020. Vol. 46, No. 6. pp. 47-50.
12. Gaponenko S.O., Kondratiev A.E., Zagretidinov A.R. Low-frequency vibroacoustic method for determining the location of hidden channels and pipelines. // Proceedings of the 2nd International Conference on Industrial Engineering. Chelyabinsk, 2016. pp. 2321-2326.
13. G. Loizu and S. J. Maybank, "Nearest Neighbor and Bayesian error Coefficient", IEEE translation. Pattern analysis. Max. Intel., Volume 9, pp. 254-62, February 1987.
14. The K-role Game Method (KNN).[Electronic resource]// URL: <url>
<https://habr.com/ru/articles/801885/> : (Accessed 05/07/2024).
15. Comparison of algorithms based on random forests: credal random forest random forest and oblique random forest random forest / K. J. Mantas, J. G. Castellano, S. Moral-Garcia, H. Abellan // Software computing - a combination of fundamentals, methodologies and applications. – 2019. – Volume 23, No. 21. – Pp. 10739-10754.

Authors of the publication

Tatiana O. Politova– Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia.

Airat R. Zagretidinov– Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia.

Mikhail V. Sidorov – Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia.

Shamil G. Ziganshin – Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia.

Yuri V. Vankov– Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia.

Шифр научной специальности: 2.4.5. Энергетические системы и комплексы

Получено 14.02.2025 г.

Отредактировано 28.02.2025 г.

Принято 01.03.2025 г.