

## ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДА МОНИТОРИНГА И РАСПОЗНАВАНИЯ УТЕЧЕК В ВОДОРОДНЫХ КЛАПАНАХ ВЫСОКОГО ДАВЛЕНИЯ

© 2025 г. И Цинь<sup>1</sup>, Чжэ Ян<sup>1</sup>, Цзэтянь Кан<sup>1,\*</sup>, Цянь Ву<sup>1</sup>, Юйчэнь Ван<sup>1</sup>, Аньфэн Юй<sup>1</sup>,  
Хуань Лю<sup>1</sup>, Юнь Ло<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Научно-исследовательский институт техники безопасности компании СИНОПЕК, ООО,  
Китай 266000 Циндао  
E-mail: \*kangzt\_upc@163.com

Поступила в редакцию 13.11.2024; после доработки 02.01.2025  
Принята к публикации 10.01.2025

Водородные клапаны высокого давления подвергаются мгновенному воздействию потока водорода и многократному действию старт-стоп во время эксплуатации, и существует потенциальный риск утечки. В данной работе исследуются вопросы мониторинга и идентификации утечек в водородных клапанах для обеспечения их эксплуатационной надежности. Во-первых, система мониторинга акустических сигналов была построена на основе платформы для испытания газовой герметичности водородных клапанов высокого давления, и проведен анализ характеристик клапанов во временной области при различных условиях утечки. Во-вторых, характеристики частотной области извлекаются с помощью комбинации вариационного модального разложения и вейвлетного разложения пакетов. В конечном итоге для распознавания паттернов акустических сигналов используются сеть обратного распространения (BP) и сверточная нейронная сеть (CNN), причем параметры временной и частотной областей подаются на вход независимо. Результаты показывают, что точность сетей BP и CNN, основанных на признаках частотной области, значительно повысилась до 93,33 и 91,67 % соответственно. В данной работе получен метод выделения признаков и распознавания образов для водородных клапанов, который служит основой для точного и эффективного распознавания состояния утечки водородных клапанов высокого давления в процессе эксплуатации.

*Ключевые слова:* водородные клапаны высокого давления, акустические сигналы, контроль утечек, извлечение признаков, распознавание паттернов.

## RESEARCH ON LEAKAGE MONITORING AND RECOGNITION METHOD OF HIGH-PRESSURE HYDROGEN VALVES

© 2025 Yi Qin<sup>1</sup>, Zhe Yang<sup>1,\*</sup>, Zetian Kang<sup>1,\*</sup>, Qian Wu<sup>1</sup>, Yuchen Wang<sup>1</sup>, Anfeng Yu<sup>1</sup>,  
Huan Liu<sup>1</sup>, Yun Luo<sup>1</sup>

<sup>1</sup>State Key Laboratory of Chemical Safety, SINOPEC Research Institute of Safety Engineering Co., Ltd,  
Qingdao 266000, China  
E-mail: \*kangzt\_upc@163.com

High-pressure hydrogen valves are subjected to the instantaneous impact of hydrogen flow and repeated start-stop action during service, and there is a potential risk of leakage. This paper investigates monitoring and identification of hydrogen valves leakage to ensure their operational reliability. Firstly, an acoustic signal monitoring system was built based on a high-pressure hydrogen gas-tightness test platform, and the time-domain feature of valves under different leakage conditions was analyzed. Secondly, the frequency-domain feature is extracted using a combination of Variational Modal Decomposition and Wavelet Packet Decomposition. Ultimately, the Backward Propagation Network (BP) and Convolutional Neural Network (CNN) are used to recognize patterns of acoustic signals, with the time-domain and frequency-domain parameters as feature inputs independently. The results show that the accuracy of BP and CNN networks based on frequency domain features has significantly improved, 93.33 and 91.67 %, respectively. This paper obtained the feature extraction and pattern recognition method for hydrogen valves, which provides a reference for accurate and efficient recognition of the leakage condition of high-pressure hydrogen valves in the service process.

*Keywords:* high-pressure hydrogen valves, acoustic signals, leakage monitoring, feature extraction, pattern recognition.

DOI: 10.31857/S0130308225020019

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Водород обладает такими преимуществами, как низкое содержание углерода и отсутствие загрязнения окружающей среды, высокая скорость преобразования энергии, широкий спектр применения и т. д. Он играет все более важную роль в решении энергетического кризиса, проблеме загрязнения окружающей среды и других вопросов. В настоящее время производство водорода в Российской Федерации составляет около 5 млн. тонн в год. В будущем ожидается как увеличение объемов торговли водородом, так и расширение направлений его использования. Предполагается, что к 2030 году Россия потенциально сможет удовлетворить внутренний и внешний спрос потребителей в водороде в объеме 10,5 млн. тонн [1, 2]. Однако до сих пор существует ряд технических трудностей в масштабной утилизации водорода. Например, водо-

родные клапаны высокого давления подвергаются мгновенному воздействию потока водорода и многократному воздействию старт-стоп во время эксплуатации, между золотником и седлом клапана может произойти интенсивное столкновение, что приведет к разрушению уплотнительного конуса. Кроме того, из-за водородного охрупчивания материалов существует высокий риск утечки во время эксплуатации. В отличие от нефтехимической промышленности, критические клапаны в водородной отрасли имеют сложные сценарии применения и уникальный выбор материалов. Из-за короткого времени эксплуатации накоплено недостаточно экспериментальных данных. Поэтому разработка методов мониторинга и оценки состояния герметичности водородных клапанов высокого давления имеет большое прикладное значение.

В настоящее время методы обнаружения утечек водородного клапана включают водородные датчики, волоконно-оптическое обнаружение и т.д. В частности, водородный датчик функционирует путем обнаружения изменений электрических параметров, возникающих в результате реакции водорода с чувствительным материалом [3]. Фархад и др. [4] использовали  $AV_2O_4$  для изготовления датчиков на основе электропроводности, позволяющих обнаруживать концентрацию водорода менее 0,2 % по объему. Волоконно-оптическая технология использует характеристики передачи световых волн в оптическом волокне для обнаружения сигналов из внешней среды [5, 6]. Йе и др. [7] предложили метод интеркалирования полимера для высокопроизводительного оптоволоконного датчика водорода для обнаружения концентраций водорода в диапазоне от 300 до 12 000 ч/млн. К сожалению, вышеупомянутые методы имеют ограничения на этапе запаздывающего мониторинга и менее устойчивы к воздействию окружающей среды [8]. Следовательно, для обеспечения безопасности транспортировки и хранения водорода необходимо предложить более практичные и чувствительные методы мониторинга утечек водорода.

Акустическая эмиссия (АЭ) — один из наиболее распространенных способов мониторинга утечек в нефтегазовом секторе, который улавливает сигнал волны напряжения, возникающей при трении между жидкостью и стенкой скважины, и позволяет определить интенсивность, направление и расположение утечки [9—12]. По сравнению с такими методами, как традиционное инфракрасное тепловидение [13], вредные волны давления [14] и баланс массы/объема [15], АЭ имеет преимущества высокой точности, высокой чувствительности и онлайн-мониторинга в режиме реального времени [16, 17]. Он имеет хорошие перспективы применения для раннего предупреждения и локализации состояния утечки водородных компонентов. В настоящее время в области акустической эмиссии при мониторинге утечек большинство современных исследований сосредоточено на извлечении признаков сигнала утечки акустической эмиссии, локализации источника утечки и распознавании образов утечки. Ли и др. [18] предложили метод уменьшения и извлечения признаков на основе метода главных компонент (РСА) для извлечения и классификации параметров признаков, которые могут отражать внутреннюю утечку в газопроводах. Чжан и др. [19] предсказали динамические характеристики на основе метода глубокого обучения, и результат показал, что неисправность утечки нагнетательного клапана может быть диагностирована благодаря сочетанию сигнала АЭ и метода глубокого обучения. Сюй и др. [20] предложили усовершенствованный метод локализации утечек в трубопроводах с одним датчиком на основе модальной акустической эмиссии и эмпирического модового разложения преобразования Гильберта, где трубопровод рассматривается как цилиндр, рассчитываются кривые дисперсии скорости для различных мод направленных волн и предлагается критерий для выбора конкретных мод для локализации утечек. Мартюгов и др. [21] предложили метод реализации акустического мониторинга состояния клапанов в газоочистном оборудовании с использованием пошаговой модели распознавания акустических событий. Как видно, учеными проведено много исследований в области акустико-эмиссионного контроля утечек, которые дали значительные результаты.

Однако в области водородной энергетики АЭ в основном применяется для мониторинга процессов эволюции повреждений, вызванных водородом. Например, в работе [22] АЭ использовался для мониторинга эволюции водородных повреждений при электрохимической зарядке водорода и было установлено, что метод позволяет выявить дислокационные дефекты и расширение трещин. Хлыбов и др. [23] исследовали акустический метод для определения степени наводороживания титанового сплава VT1-0, который позволяет оценить состояние материала изделия, подвергнувшегося наводороживанию. Цзян и др. [24] предложили метод мониторинга повреждений, сочетающий АЭ и технологию цифровых изображений, для изучения закона эволюции повреждений баллонов для хранения водорода под давлением при различных методах нагружения. Ванг и др. [25] проанализировали характеристики акустической эмиссии сосудов для хранения водорода типа IV во время испытания на многоступенчатое нагружение и испытания на гидравлический разрыв и использовали алгоритм кластеризации K-средних для классификации трех видов сигналов акустической эмиссии, а именно: трещины матрицы, разрушения волокна и отслоения волокна/матрицы, возникающих во время развития водородного повреж-

дения. Тем не менее до сих пор не проведена проверка возможности применения технологии акустической эмиссии для мониторинга утечек в водородных компонентах. Из-за малого размера молекул водорода акустический сигнал утечки водорода может быть погружен в воду, поэтому текущие исследования сосредоточены на определении акустических характеристик утечки водорода для повышения точности мониторинга.

Исходя из вышеперечисленных проблем, в качестве новой идеи для мониторинга водородных клапанов предлагается метод распознавания утечек водорода на основе АЭ. В данной статье представлен систематический подход к мониторингу и идентификации утечек водородных клапанов с помощью методов извлечения признаков и распознавания образов.

## 2. МЕТОДИКА И ОБОРУДОВАНИЕ

### 2.1. Методика

На рис. 1 показана блок-схема метода мониторинга и идентификации утечек водородного клапана на основе акустических сигналов. Во-первых, проводятся испытания водородного клапана на герметичность с помощью газообразного водорода высокого давления, а для мониторинга утечек используется система сбора акустических сигналов. Во-вторых, анализируются характеристики распределения параметров признаков во временной области при различных условиях утечки, а параметры признаков в частотной области извлекаются путем комбинирования вариационного модального разложения и разложения по вейвлет-пакету. Наконец, распознавание образов входных сигналов во временной и частотной областях с помощью нейронных сетей BP и CNN соответственно, и результаты тестирования различных сетей оцениваются, что обеспечивает метод точного и эффективного распознавания состояния утечки водородных клапанов на объекте.

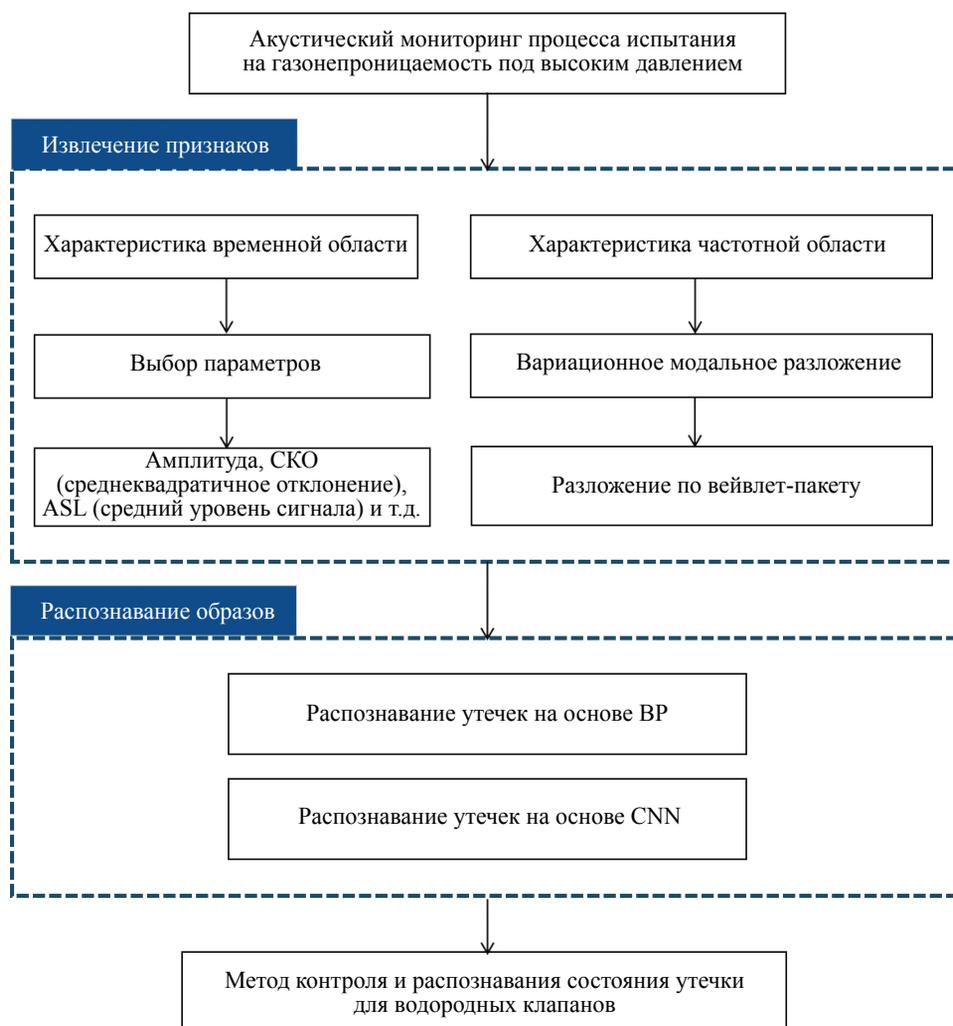


Рис. 1. Схема мониторинга и распознавания утечек.

## 2.2. Оборудование

В данной работе тест на обнаружение утечки водородного клапана из нержавеющей стали 316L проводится на платформе для испытания на газонепроницаемость при высоком давлении водорода 140 МПа. Процесс испытания разделен на три этапа: нагнетание давления до 5 МПа и поддержание его в течение 300 с, нагнетание давления до 10 МПа и поддержание его в течение 180 с, нагнетание давления до 20 МПа и поддержание его в течение 180 с. Если во время испытания кривая удерживаемого давления имеет ненормальный вид (падение давления более 0,5 МПа), испытателям обычно приходится использовать метод пузырьков для обнаружения утечек. Мониторинг в режиме реального времени и количественная дифференциация будут сложными, точность обнаружения не может быть гарантирована.

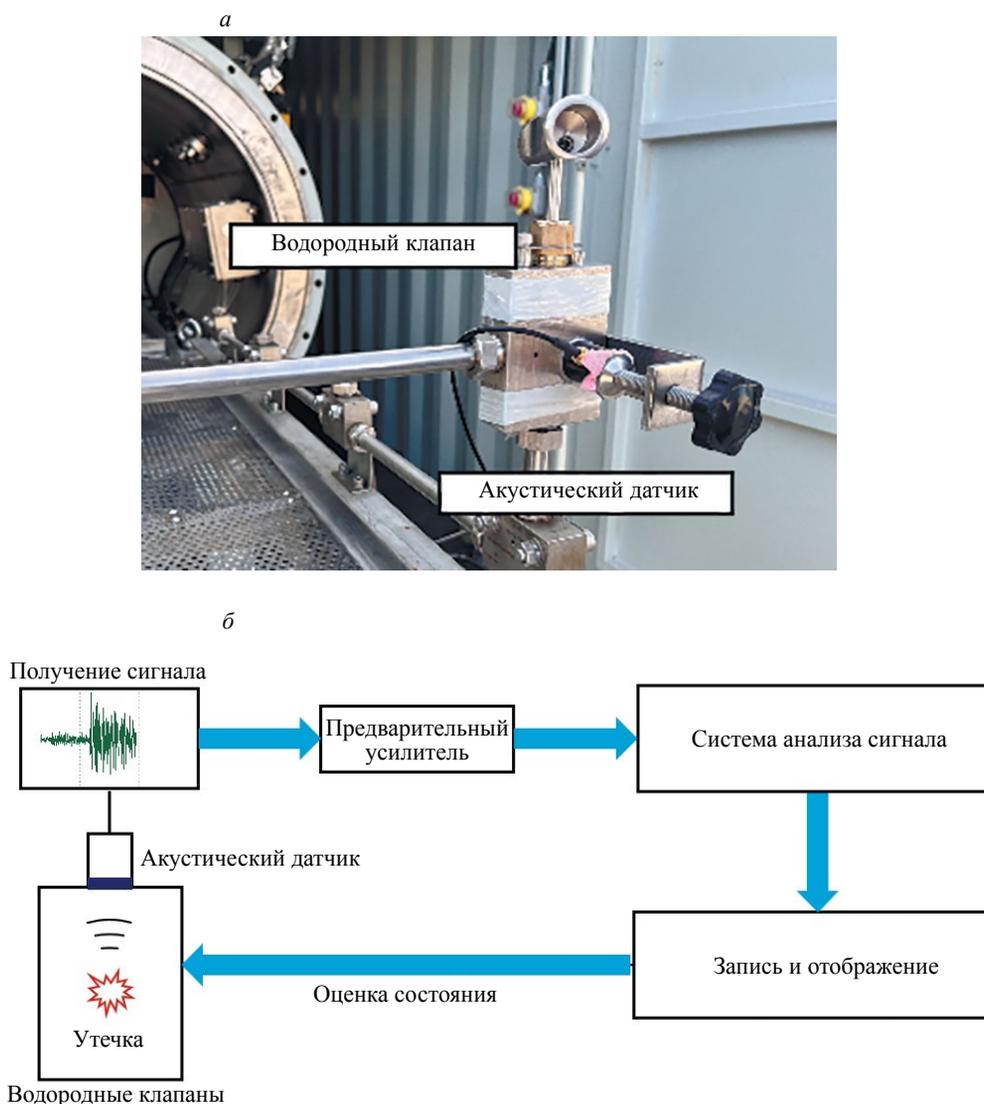


Рис. 2. Экспериментальная установка: система мониторинга акустических сигналов (а); схема мониторинга акустических сигналов (б).

В данной работе построена система мониторинга акустических сигналов на базе существующего испытательного оборудования, показанного на рис. 2а, включающая в себя искробезопасный акустический преобразователь ISPK151 производства American Physical Acoustics Corporation (PAC), предварительный усилитель, акустическую систему Express-8 Acquisition, программное обеспечение AEwin и др. Схема контроля утечек показана на рис. 2б. Утечка водорода и структура корпуса клапана взаимодействуют, стимулируя волны напряжения. Волны напряжения несут информацию о месте утечки, интенсивности и другую информацию через

стенки клапана, улавливаются датчиком и преобразуются в акустические сигналы через пьезоэлектрический эффект, передаются в компьютер для последующей обработки, таким образом, реализуя мониторинг утечек в водородных клапанах высокого давления.

### 3. ИЗВЛЕЧЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ИЗ АКУСТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ УТЕЧКИ

#### 3.1. Анализ параметров признаков во временной области

Характерные параметры получают путем непосредственной обработки формы сигнала с помощью программного обеспечения для сбора сигналов. Эти параметры включают амплитуду, энергию, время нарастания, накопленные счетчики (Acc\_counts), среднееквадратичное значение (RMS), средний уровень сигнала (ASL) и так далее, которые визуализируют характеристики сигнала с различных аспектов, таких как активность сигнала, интенсивность сигнала. Таким образом, можно судить о месте утечки или интенсивности утечки водородных клапанов. Как показано на рис. 3, в данной работе выбраны шесть наборов типичных параметров характеристик водородных клапанов во временной области во время испытания на герметичность и проведен корреляционный анализ с кривой давления в процессе испытания на герметичность (синяя кривая).

Как видно на рис. 3, существует корреляция между параметрами сигнала, полученного с помощью акустического мониторинга, и давлением утечки водородного клапана. Например, величина на рис. 3а значительно возрастает по мере увеличения давления утечки, а на более

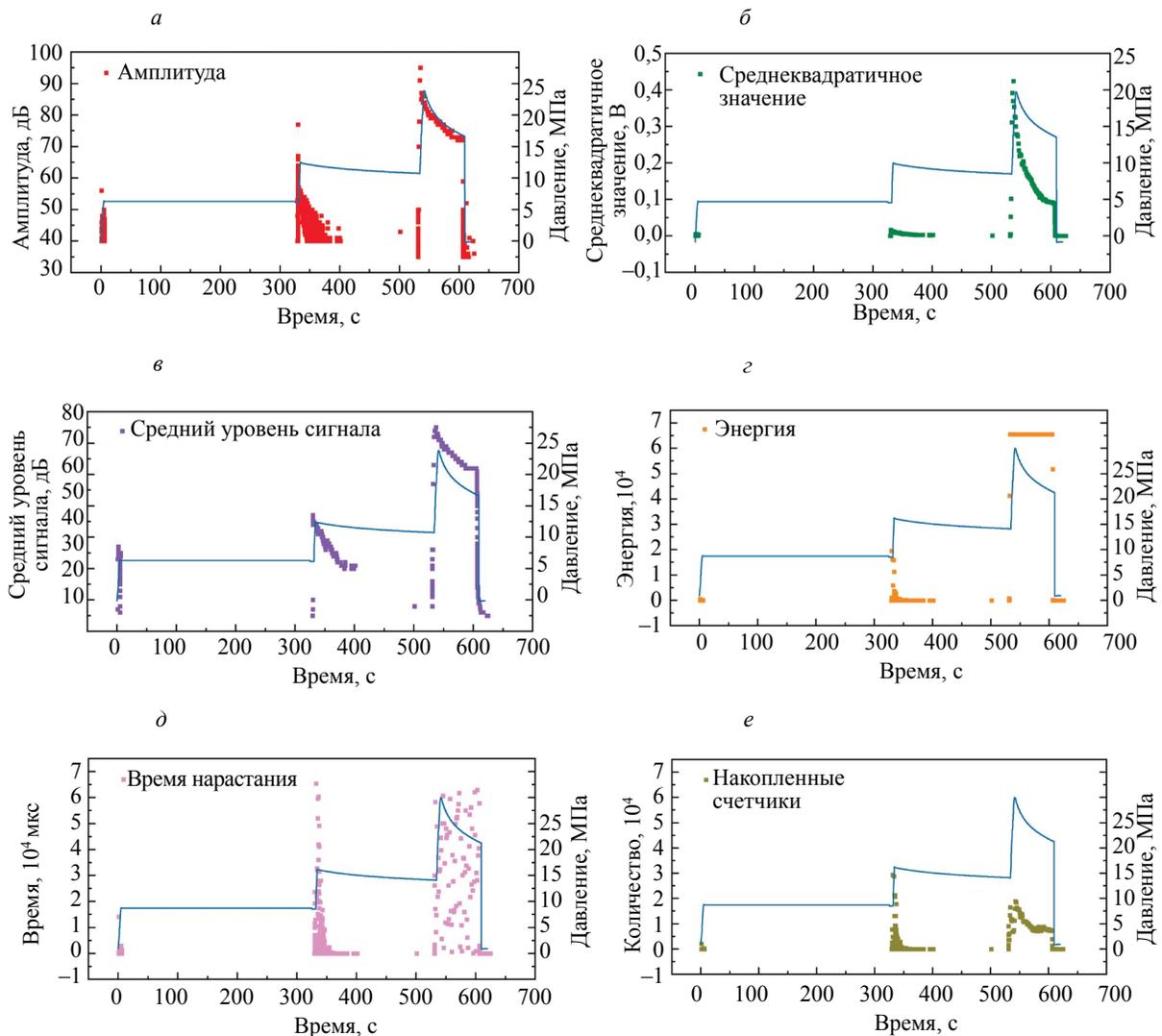


Рис. 3. Корреляция между параметрами сигнала, полученного с помощью акустического мониторинга, и давлением утечки водородного клапана (параметры признаков для акустического обнаружения утечек): величина (а); среднееквадратичное значение (б); средний уровень сигнала (в); энергия (г); время нарастания (д); накопленные счетчики (е).

поздних стадиях утечки уменьшается, поскольку интенсивность замедляется, пока не станет ниже порогового значения в 40 дБ. Между тем, как выяснилось в ходе испытаний на газонепроницаемость в водороде высокого давления, перепад давления этого водородного клапана близок к 0 при давлении 5 МПа без утечки. При повышении давления до 10 МПа падение давления клапана из-за утечки составляет 1,35 МПа. При увеличении давления до 20 МПа значение составляет 5,98 МПа.

В табл. 1 приведены интервалы распределения параметров временной области для различных условий утечки. Наблюдаются явные изменения четырех параметров признаков: амплитуда, среднеквадратичное значение, ASL и энергия при утечке водородных клапанов под давлением 20 МПа. Однако интервалы распределения двух отдельных параметров — времени нарастания и накопленных счетчиков — такие же, как и в случае утечки при 10 МПа, степень различия не очевидна. Области распределения основных сигналов утечки 10 МПа и фонового сигнала в большей степени перекрываются, и различить эти два состояния только на основе информации временной области сложно. Если распределение какого-либо параметра имеет высокую степень перекрытия при различных условиях работы, то это напрямую влияет на общую точность распознавания условий утечки. Поэтому очень важно разумно выбрать репрезентативные параметры при идентификации состояния утечки по признакам временной области.

Таблица 1

Распределения параметров во временной области при различных условиях утечки

Условия утечки	Амплитуда, дБ	СКО, В	ASL, дБ	Энергия	Время нарастания, с	Накопленные счетчики
Фоновые сигналы	40~50	0,003~0,004	15~35	0~200	0~0,01	1~0,5 E6
Утечка при 10 МПа	40~70	0,003~0,008	30~50	0~2 E4	0~0,06	1~3,5 E6
Утечка при 20 МПа	75~100	0,05~0,45	60~80	0~6,5 E4	0~0,06	1~2 E6

### 3.2. Анализ параметров признаков в частотной области

Вариационное модальное разложение (VMD) — это масштабно-переменный, полностью не рекурсивный метод восстановления и извлечения сигнала [26]. Этот метод разлагает исходный сигнал на несколько взаимно разделенных собственных модовых функций (IMF), которые относятся к нескольким собственным, частотно-переменным функциям, полученным при разложении негладкого сигнала. По сравнению с традиционным методом, он позволяет избежать эффекта конечной точки и проблемы модального алиасинга, а также более устойчив к акустическим сигналам повышенной сложности. Кроме того, разложение по вейвлет-пакетам (WPD) позволяет разложить исходный сигнал на низкочастотные и высокочастотные векторы шаг за шагом и извлечь глубокие энергетические характеристики каждого поддиапазона, чтобы более детально отразить полночастотные характеристики сигнала [27—29]. В данной работе предлагается метод обработки сигналов в частотной области на основе VMD—WPD. Сначала выполняется VMD для исходных сигналов, чтобы удалить шумовые сигналы с низкой корреляцией. Затем проводится WPD для анализа характеристик распределения энергии в каждой полосе сигнала при различных условиях утечки. Как показано на рис. 4, VMD выполняется для получения 10 IMF для сигнала утечки при 20 МПа из водородного клапана.

Из рис. 4 видно, что различные IMF, полученные после разложения VMD, находятся в разных частотных диапазонах, а сигналы утечки и шума доминируют в некоторых IMF соответственно. Реконструкция с использованием VMD должна сохранять полезную информацию, которая может отражать характеристики утечки и устранять шумовые сигналы с низкой корреляцией. Поэтому для отсеивания нескольких IMF и расчета степени корреляции с исходным сигналом вводится коэффициент корреляции  $C_i$ , а порог устанавливается на уровне 0,20. IMF с коэффициентом корреляции  $C_i$  менее 0,20 рассматриваются как нерелевантный шум, который следует отбросить, и только компоненты с коэффициентом корреляции  $C_i$  более 0,20 сохраняются для восстановления сигнала. Формула расчета  $C_i$  приведена в уравнении:

$$C_i = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (1)$$

## Вариационное модальное разложение

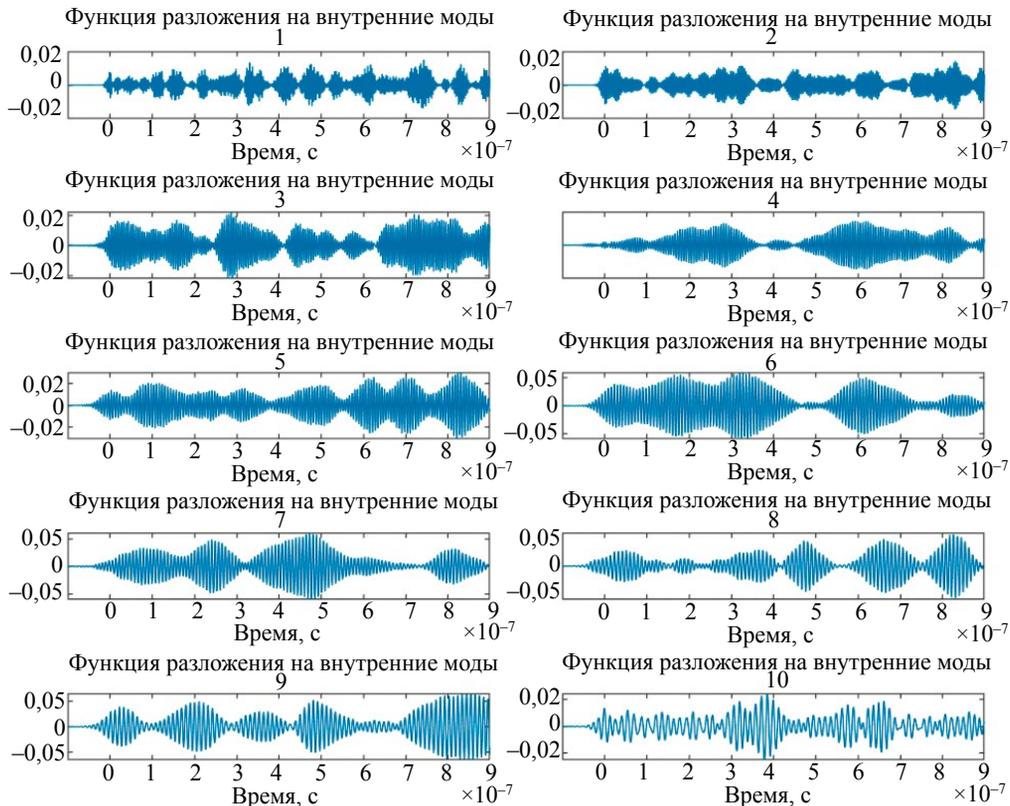


Рис. 4. Вариационное модальное разложение сигнала утечки при давлении 20 МПа.

где  $x_i$  обозначает компонент IMF, полученный в результате разложения;  $y_i$  — исходный сигнал, и чем больше коэффициент корреляции  $C_r$ , тем выше корреляция с исходным сигналом.

Для трехслойного разложения сигнала на вейвлет-пакеты после восстановления и обесцвечивания VMD выбрана вейвлет-базисная функция Добеши, и получено восемь компонентов вейвлет-пакетов с различными частотными диапазонами от 0 до 512 кГц. Чтобы снизить вероятность искажения данных, для каждой группы фоновых сигналов и сигналов утечки было рассчитано среднее значение энергии вейвлет-пакета в каждом частотном диапазоне.

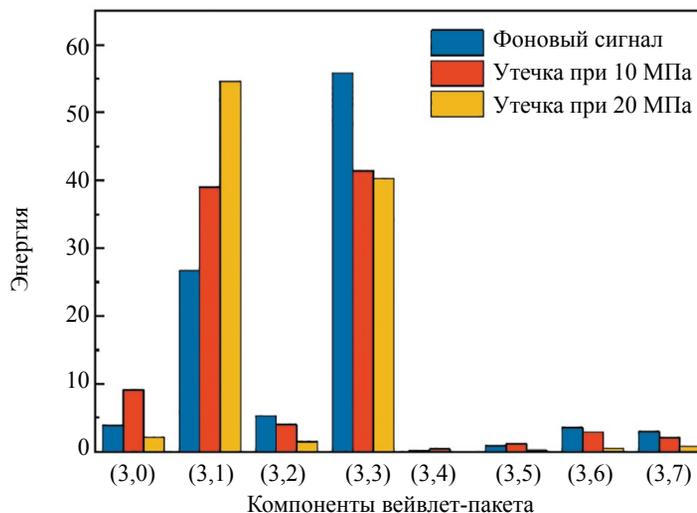


Рис. 5. Распределение энергии вейвлет-пакетов для различных условий утечки.

Из рис. 5 видно, что распределение энергии акустического сигнала водородного клапана в основном сосредоточено во 2-й и 4-й полосах частот. Вейвлет-компонента (3,1) сигнала утечки (соответствующий 64—128 кГц) значительно увеличивается по сравнению с фоновым сигналом, причем чем выше степень утечки, тем выше компонента (3,1). Вейвлет-компонента (3,3) сигнала утечки (соответствующего 192—256 кГц) значительно уменьшается по сравнению с фоновым сигналом, и чем выше степень утечки, тем ниже компонента (3,3). Распределение энергии при отсутствии утечки, утечке под давлением 10 МПа и утечке под давлением 20 МПа в 8 различных частотных диапазонах показывает определенную закономерность, поэтому комбинация VMD и WPD может быть хорошо зарекомендовавшим себя методом анализа акустических сигналов и характеристик водородных клапанов высокого давления при отсутствии утечки и при изменении условий утечки.

#### 4. РАСПОЗНАВАНИЕ УТЕЧЕК ДЛЯ ВОДОРОДНОГО КЛАПАНА НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Основной принцип распознавания образов заключается в изучении взаимосвязи между входными параметрами и метками в обучающем наборе, извлечении из них признаков, их итеративной оптимизации до тех пор, пока ошибка не окажется в допустимом диапазоне, и, в конечном итоге, достижении предсказания и распознавания целевого набора данных [30]. Комбинируя результаты извлечения признаков в разделе 3, в данной работе выбраны нейронная сеть обратного распространения (BP) и сверточная нейронная сеть (CNN), в которых в качестве входных признаков используются параметры временной и частотной областей соответственно. Исходные данные разделены на обучающий и тестовый наборы данных в соотношении 3:2, как показано в табл. 2.

Таблица 2

Сегментация массива данных

Объект	Тип данных (метки)	Общая выборка	Обучающая выборка	Выборка для тестирования
Водородный клапан	Фоновый сигнал (1)	50	30	20
	Утечка при 10 МПа (2)	50	30	20
	Утечка при 20 МПа (3)	50	30	20

##### 4.1. Распознавание утечек на основе BP

BP-нейронная сеть — одна из наиболее широко используемых в распознавании образов многослойных сетей с механизмом прогнозирования событий [10, 31, 32], структура которой включает входной слой, скрытый слой и выходной слой. Она характеризуется тем, что слои полностью связаны только с соседними слоями, и нет связи между нейронами в одном слое или между несоседними слоями. Основной принцип заключается в использовании алгоритма градиентного поиска для непрерывной оптимизации обучения до тех пор, пока среднеквадратичная ошибка между выходным и фактическим значением не достигнет минимума. Структура сети BP показана на рис. 6.

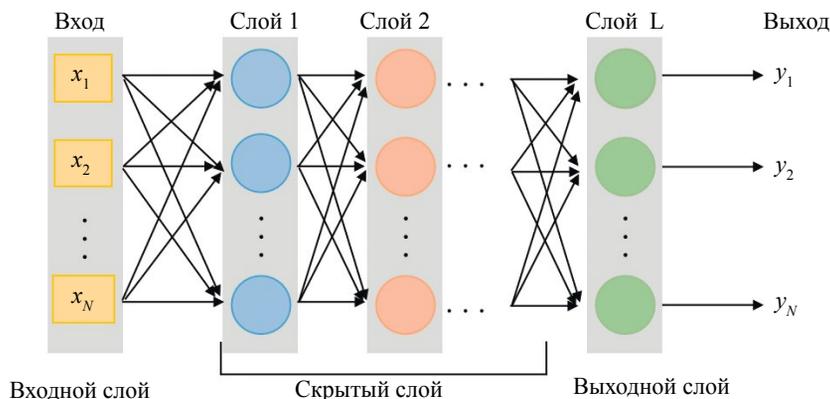


Рис. 6. Базовая структура BP.

В данной работе ВР используется для классификации состояния утечки водородных клапанов по отдельности. После нескольких оптимизаций гиперпараметров сети скорость обучения установлена на 0,001, количество периодов обучения — 50, минимальная ошибка цели обучения — 0,0001, а функция стоимости — перекрестная энтропия. Результаты распознавания и ошибки приведены на рис. 7. Из него видно, что из-за плохого различения фонового сигнала и утечки 10 МПа при вводе признаков во временной области, при классификации можно перепутать метки 1 и 2, и общая точность составляет всего 76,67 %, что является неудовлетворительным результатом. В то время как точность распознавания значительно повышается после извлечения входных параметров частотной области с помощью метода VMD—WPD, сигнал утечки 10 МПа имеет мало проблем с неправильной классификацией, а общая точность достигает 93,33 %. Таким образом, входы параметров частотной области после VMD—WPD относительно хорошо работают в ВР.

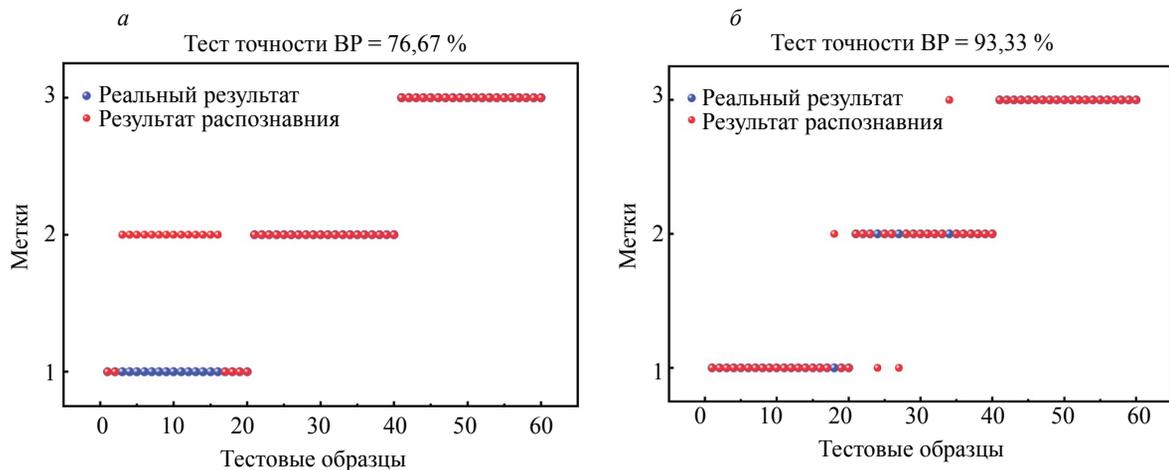


Рис. 7. Результаты распознавания ВР: входной сигнал во временной области (а); входной сигнал в частотной области (б).

Затем в качестве примера процесса обучения показана нейронная сеть ВР с входными данными частотной области. На рис. 8 показаны потери при обучении и потери при проверке при 50 периодах обучения ВР. Потеря — это мера разницы между предсказанными и фактическими значениями нейронной сети, которая может быть использована для измерения скорости сходимости и устойчивости модели. Если потери уменьшаются по мере увеличения числа итераций обучения, это говорит о том, что модель постепенно обучается и оптимизирует свою подгонку. Видно, что кривая потерь ВР-сети медленно уменьшается с увеличением количества периодов

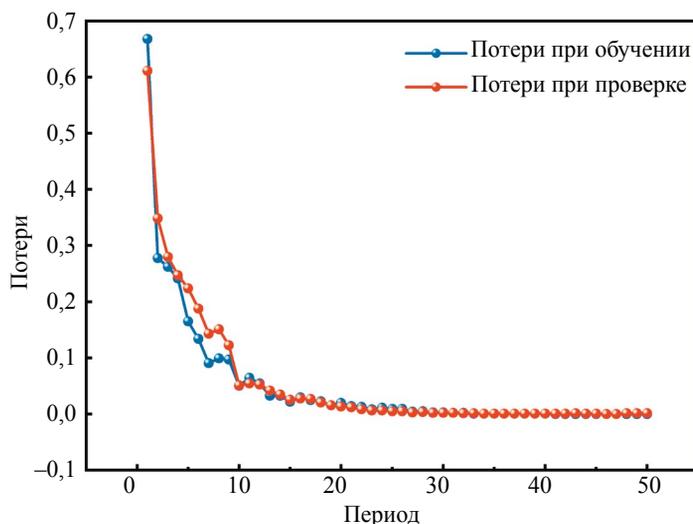


Рис. 8. Потери ВР при различном количестве периодов.

обучения. Более того, на последних 20 периодах потери при проверке и потери при обучении почти совпадают и близки к 0, что указывает на то, что производительность ВР на валидационном множестве в основном такая же, как и на обучающем множестве. Далее подтверждается отличная способность к обобщению. В общем, модель ВР, обученная на основе данных частотной области VMD—WPD, лучше, с хорошей способностью к подгонке и устойчивостью.

## 4.2. Распознавание утечек на основе CNN

CNN — это типичная глубокая нейронная сеть с обратной связью, способная обучаться автономным представлениям входных наборов данных и осуществлять классификацию с учетом перевода, обладающая такими преимуществами, как высокая способность к обобщению и высокая вычислительная эффективность [33—35]. По сравнению с традиционными сетями, CNN обычно характеризуется локальными связями, разделением веса и понижающей дискретизацией, что делает сеть в некоторой степени инвариантной к переводу, масштабированию и деформации и позволяет избежать избыточности параметров между слоями благодаря полной связности, что значительно повышает вычислительную эффективность. На рис. 9 представлена базовая структура CNN, включающая входной слой, сверточный слой, объединяющий слой, полносвязный слой и выходной слой.

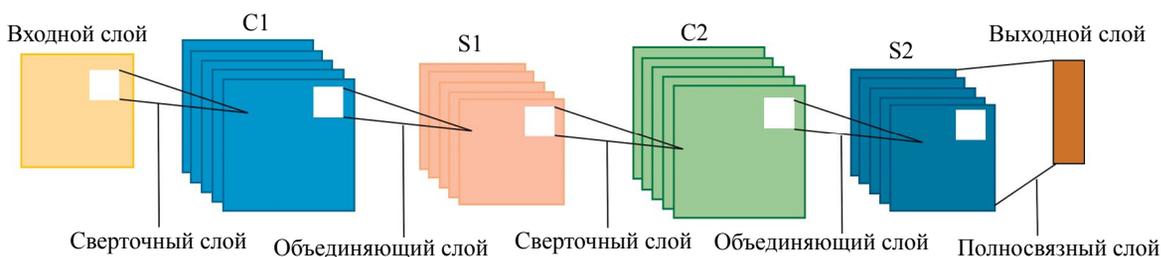


Рис. 9. Базовая структура CNN.

Чтобы получить наилучшее состояние сети и добиться отличных результатов классификации, необходимо обучить модель сети в начальном состоянии, чтобы выбрать наиболее подходящие гиперпараметры. После обучения в данной работе был выбран оптимизатор распределение среднеквадратичного значения (RMSProp) с коэффициентом обучения 0,001 и 50 периодами обучения. Результаты и ошибки распознавания водородного клапана с помощью CNN представлены на рис. 10. Результаты показывают, что точность распознавания составляет 78,33 % при вводе параметров временной области, что несколько выше, чем эффект классификации ВР.

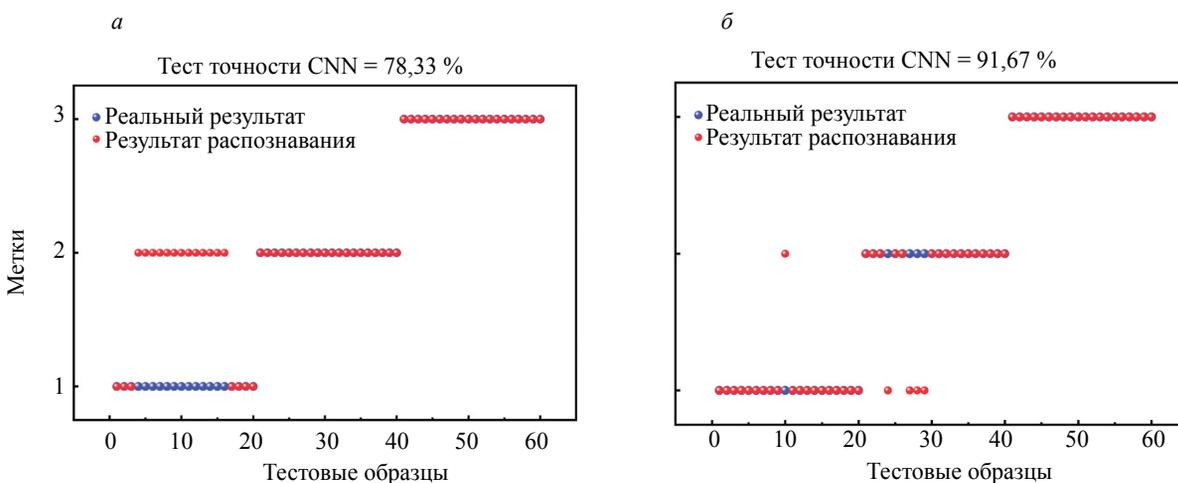


Рис. 10. Результаты распознавания CNN: входной сигнал во временной области (а); входной сигнал в частотной области (б).

В первую очередь это проявляется в неправильной классификации фонового сигнала (метка 1) как утечки под давлением 10 МПа (метка 2), общая точность все еще не соответствует ожиданиям. Хотя точность классификации CNN значительно повысилась при использовании входных параметров частотной области после обработки VMD—WPD, в фоновом сигнале была одна группа неправильно классифицированных образцов, в сигнале 10 МПа — четыре группы неправильно классифицированных образцов, а в сигнале утечки 20 МПа — ни одного неправильно классифицированного псевдонима, и общая точность достигла 91,67 %. Приведенные выше данные показывают, что сеть CNN с входными данными частотной области VMD—WPD может достичь более высокой точности тестирования, модель демонстрирует хорошую эффективность классификации

Аналогично, в качестве примера процесса обучения показана нейронная сеть CNN с входными данными частотной области VMD—WPD. На рис. 11 показана степень потерь модели при различных периодах обучения. В процессе обучения разрыв потерь постепенно увеличивается во время обучения и проверки, и после 50 периодов обучения потери при проверке все еще составляют около 0,4. Это явление говорит о том, что модель CNN не демонстрирует значительного снижения и сходимости на этом наборе обучающих данных, и существует тенденция к переобучению. Основная причина этого заключается в том, что сеть CNN требует большого количества обучающих образцов. При использовании в данной работе только 90 наборов обучающих образцов сеть CNN может не усвоить точное распределение данных, а легко усвоить шум и случайные ошибки в данных, что приведет к перепопдгонке.

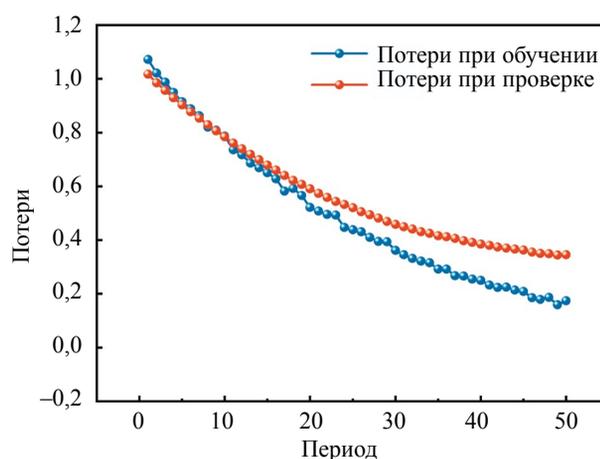


Рис. 11. Потери CNN при различном количестве периодов.

#### 4.3. Оценка эффекта распознавания

Для оценки эффективности моделей распознавания состояния утечки, использованных выше, в данной работе в качестве оценочных показателей выбраны точность ( $ACC$ ), коэффициент корреляции ( $R$ ), потери при проверке ( $VL$ ) и среднеквадратичная ошибка ( $RMSE$ ).  $ACC$  обозначает отношение правильно классифицированных образцов к сумме всех образцов, что относится к тестовому  $ACC$ . Коэффициент корреляции  $R$  означает степень корреляции между прогнозируемыми и фактическими результатами, при этом более высокое значение  $R$  означает более точное предсказание;  $VL$  — это разница между прогнозируемыми и фактическими значениями в наборе для проверки;  $RMSE$  — это наиболее часто используемая ошибка в функции потерь при регрессии, которая представляет собой среднеквадратичное значение суммы квадратов разностей между прогнозируемым значением  $f(x)$  и целевым значением  $y$ . Более низкое значение  $RMSE$  указывает на более подходящую модель, а формула показана в уравнении:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f(x) - y)^2}. \quad (2)$$

Эффективность моделей BP и CNN для распознавания состояния утечки водородного клапана была определена с помощью вышеуказанных оценочных показателей, как показано в табл. 3.

Эффективность сетей ВР и CNN для распознавания состояния утечки

Модели сетей	Параметр характеристики	Сравнение показателей			
		Точность испытаний, %	<i>RMSE</i>	<i>R</i>	<i>VL</i>
ВР	Временная область	76,67	0,4831	0,8622	0,0985
	Частотная область	93,33	0,2582	0,9515	7,88e-6
CNN	Временная область	78,33	0,4655	0,8681	0,4443
	Частотная область	91,67	0,2582	0,9564	0,3162

Что касается возможностей сети, то значительной разницы в точности тестирования между сетями ВР и CNN нет, а разница составляет не более 2 %. Однако ВР-сеть имеет более низкий показатель Потерь при проверке, что указывает на лучшую приспособленность и обобщающую способность ВР-модели. Что касается входных параметров признаков, то более высокая точность тестирования модели ВР при использовании в качестве входных параметров признаков частотной области указывает на то, что эффективное извлечение признаков повышает способность сети ВР, что еще раз доказывает, что ВР является неглубокой моделью машинного обучения, которая зависит от извлечения признаков. В целом, точность ввода признаков частотной области после обработки VMD—WPD в сетях ВР и CNN выше. Корреляция между прогнозируемыми условиями утечки и фактическими условиями выше 0,95, что говорит о том, что информация в частотной области может лучше отражать разницу в распределениях фоновых сигналов и сигналов утечки водородных клапанов. Таким образом, результаты тестирования ВР и CNN с использованием параметров признаков частотной области поражают воображение, а точность составляет более 90 %, что соответствует требованиям полевых испытаний. Однако точность распознавания состояния утечки водородного клапана может быть повышена в зависимости от количества обучающих образцов, способности сети к обобщению и других факторов. Будущая работа будет направлена на извлечение признаков частотной области из сигналов утечки водорода и использование сети ВР для классификации и идентификации состояния утечки.

## 5. ВЫВОДЫ

В данной работе в качестве объекта мониторинга рассматривается водородный отсечной клапан, создается система акустического мониторинга на базе существующей платформы для испытания газовой герметичности под высоким давлением, анализируются характеристики распределения параметров признаков во временной области при различных условиях работы, а для извлечения признаков в частотной области используется комбинация вариационного модального разложения и извлечения энергии вейвлет-пакета. Признаки временной и частотной областей вводятся в модели ВР и CNN, оценивается эффект тестирования и получается метод распознавания признаков, применимый к состоянию утечки критических водородных клапанов, который может служить эталоном для распознавания и оценки состояния основных частей водорода в процессе эксплуатации. Основные выводы, полученные в данной работе, заключаются в следующем.

1. В ходе испытаний на газонепроницаемость при высоком давлении водорода было обнаружено, что падение давления этого водородного клапана близко к 0 при давлении 5 МПа без утечки. При повышении давления до 10 МПа падение давления клапана из-за утечки составляет 1,35 МПа. При повышении давления до 20 МПа падение давления клапана из-за утечки составляет 5,98 МПа. Если давление в системе выше, то падение давления из-за утечки будет более значительным.

2. Параметры акустического сигнала во временной области, такие как амплитуда, среднеквадратичное значение, средний уровень сигнала и энергия, хорошо коррелируют с состоянием утечки. Однако характерные параметры должны быть выбраны разумно, а специфические параметры, такие как время нарастания и накопленные счетчики (*Acc\_counts*), не очень хорошо различаются.

3. Метод VMD эффективно удаляет нерелевантный шум собранного сигнала. В сочетании с извлечением WPD было обнаружено, что компоненты частотных диапазонов (3,1) и (3,3) значительно изменяются в зависимости от интенсивности утечки, что может в определенной степени отражать состояние утечки водородного клапана.

4. Модели BP и CNN используются для распознавания состояния утечки, самая высокая точность составляет 93,33 и 91,67 % соответственно. Эффективность признаков в частотной области, извлеченных с помощью VMD—WPD, значительно улучшилась при классификации. В дальнейшей работе предлагается извлекать признаки частотной области сигналов утечки водорода и использовать сеть BP для классификации и идентификации состояния утечки.

Авторы заявляют, что у них нет известных конкурирующих финансовых интересов или личных отношений, которые могли бы повлиять на работу, представленную в данной статье.

Данная работа была поддержана Национальной программой ключевых исследований и разработок Китая (№ 2023YFE0199100) и Программой ключевых исследований и разработок провинции Шаньдун (№ 2024CXPT064).

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Filippov S.P., Yaroslavtsev A.B.* Hydrogen energy: Development prospects and materials // *Russian Chemical Reviews*. 2021. V. 90 (6). P. 627. <https://doi.org/10.1070/RCR5014>
2. *Vechkinzova E., Steblyakova L.P., Roslyakova N.* et al. Prospects for the development of hydrogen energy: Overview of global trends and the Russian market state // *Energies*. 2022. V. 15 (22). P. 8503. <https://doi.org/10.3390/en15228503>
3. *Ferlazzo A., Espro C., Iannazzo D.* et al. A novel yttria-doped ZrO<sub>2</sub> based conductometric sensor for hydrogen leak monitoring // *International Journal of Hydrogen Energy*. 2022. V. 47 (16). P. 9819—28. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2022.01.036>
4. *Falsafi F., Hashemi B., Mirzaei A.* et al. Sm-doped cobalt ferrite nanoparticles: A novel sensing material for conductometric hydrogen leak sensor // *Ceramics International*. 2017. V. 43 (1, Part B). P. 1029—37. <https://doi.org/10.1016/j.ceramint.2016.10.035>
5. *Chen Y., Yang Y., Liang C.* et al. Palladium-based optical fiber Bragg grating hydrogen sensors: A comprehensive review // *Optics & Laser Technology*. 2024. V. 175. P. 110850. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2024.110850>
6. *Sazhin S., Soborover E., Tokarev S.* Sensor methods of ammonia inspection // *Russian journal of nondestructive testing*. 2003. V. 39 (10). P. 791—806. <https://doi.org/10.1023/B:RUNT.0000020251.56686.a5>
7. *Ye Z., Ruan H., Hu X.* et al. TBAOH intercalated WO<sub>3</sub> for high-performance optical fiber hydrogen sensor // *International Journal of Hydrogen Energy*. 2022. V. 47 (65). P. 28204—11. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2022.06.133>
8. *Zhao L., Cao Z., Deng J.* A review of leak detection methods based on pressure waves in gas pipelines // *Measurement*. 2024. V. 236. P. 115062. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.115062>
9. *Banjara N.K., Sasmal S., Voggu S.* Machine learning supported acoustic emission technique for leakage detection in pipelines // *International Journal of Pressure Vessels and Piping*. 2020. V. 188. P. 104243. <https://doi.org/10.1016/j.ijpvp.2020.104243>
10. *Shi M., Liang Y., Qin L.* et al. Prediction method of ball valve internal leakage rate based on acoustic emission technology // *Flow Measurement and Instrumentation*. 2021. V. 81. P. 102036. <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2021.102036>
11. *Mostafapour A., Davoudi S.* Analysis of leakage in high pressure pipe using acoustic emission method // *Applied Acoustics*. 2013. V. 74 (3). P. 335—42. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2012.07.012>
12. *Ye G.-Y., Xu K.-J., Wu W.-K.* Multivariable modeling of valve inner leakage acoustic emission signal based on Gaussian process // *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2020. V. 140. P. 106675. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2020.106675>
13. *Asatryan R., Asatryan S., Sukoyan L.* et al. A spectroradiometer for remote ecological testing of gas main pipelines // *Russian Journal of Nondestructive Testing*. 2010. V. 46 (8). P. 598—602. <https://doi.org/10.1134/S1061830910080085>
14. *Tian C.H., Yan J.C., Huang J.* et al. Negative pressure wave based pipeline leak detection: Challenges and algorithms / proceedings of the Proceedings of 2012 IEEE international conference on service operations and logistics, and informatics. F, 2012 [C]. IEEE.
15. *Li J., Weng H., Yang Q.* et al. Data-driven diagnosis method of high-pressure hydrogen leakage based on actual driving conditions and probabilistic neural network // *International Journal of Hydrogen Energy*. 2024. V. 71. P. 411—21. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2024.04.204>
16. *Prateepasen A., Kaewwaewnoi W., Kaewtrakulpong P.* Smart portable noninvasive instrument for detection of internal air leakage of a valve using acoustic emission signals // *Measurement*. 2011. V. 44 (2). P. 378—84. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2010.10.009>
17. *Banjara N.K., Sasmal S., Kapuria S.* Fatigue and leakage-type damage detection in metallic plates and pipelines using piezoelectric patch acoustic sensors // *International Journal of Pressure Vessels and Piping*. 2024. V. 209. P. 105162. <https://doi.org/10.1016/j.ijpvp.2024.105162>
18. *Li Z., Zhang H., Tan D.* et al. A novel acoustic emission detection module for leakage recognition in a gas pipeline valve // *Process Safety and Environmental Protection*. 2017. V. 105. P. 32—40. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2016.10.005>
19. *Zhang Y., Yang G., Zhang D.* et al. Investigation on recognition method of acoustic emission signal of the compressor valve based on the deep learning method // *Energy Reports*. 2021. V. 7. P. 62—71. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2021.10.053>

20. *Xu C., Du S., Gong P.* et al. An improved method for pipeline leakage localization with a single sensor based on modal acoustic emission and empirical mode decomposition with Hilbert transform // *IEEE Sensors Journal*. 2020. V. 20 (10). P. 5480—91. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2971854>
21. *Martyugov A., Ershov E., Varfolomeev I.* et al. Method of processing acoustic information for purposes of monitoring state of valves of gas cleaning equipment // *Russian Journal of Nondestructive Testing*. 2021. V. 57. P. 838—45. <https://doi.org/10.1134/S1061830921100041>
22. *Qiu F., Shen Z., Bai Y.* et al. Hydrogen defect acoustic emission recognition by deep learning neural network // *International Journal of Hydrogen Energy*. 2024. V. 54. P. 878—93. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2023.09.176>
23. *Khlybov A., Uglov A., Ryabov D.* Developing a Method for Assessing the Degree of Hydrogenation of VT1-0 Titanium Alloy by the Acoustic Method // *Russian Journal of Nondestructive Testing*. 2024. V. 60 (8). P. 843—58. <https://doi.org/10.1134/S1061830924601739>
24. *Peng J., Cairui L., Luying Z.* et al. Study on Material Damage Characterization of High-Pressure Hydrogen Storage Vessels Based on DIC and Acoustic Emission Entropy // *Russian Journal of Nondestructive Testing*. 2022. V. 58 (6). P. 433—43. <https://doi.org/10.1134/S1061830922060055>
25. *Wang D., Liao B., Hao C.* et al. Acoustic emission characteristics of used 70 MPa type IV hydrogen storage tanks during hydrostatic burst tests // *International Journal of Hydrogen Energy*. 2021. V. 46 (23). P. 12605—14. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2020.12.177>
26. *Li Y., Xu F.* Structural damage monitoring for metallic panels based on acoustic emission and adaptive improvement variational mode decomposition–wavelet packet transform // *Structural Health Monitoring*. 2022. V. 21 (2). P. 710—30.
27. *Mostafapour A., Davoodi S.* Continuous leakage location in noisy environment using modal and wavelet analysis with one AE sensor // *Ultrasonics*. 2015. V. 62. P. 305—11. <https://doi.org/10.1016/j.ultras.2015.06.004>
28. *Du J., Wang H., Chen C.* et al. Damage classification and evolution in composite under low-velocity impact using acoustic emission, machine learning and wavelet packet decomposition // *Engineering Fracture Mechanics*. 2024. P. 110238. <https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2024.110238>
29. *Pan Y., Zhang L., Wu X.* et al. Structural health monitoring and assessment using wavelet packet energy spectrum // *Safety Science*. 2019. V. 120. P. 652—65. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.08.015>
30. *Gutkin R., Green C., Vangrattanachai S.* et al. On acoustic emission for failure investigation in CFRP: Pattern recognition and peak frequency analyses // *Mechanical systems and signal processing*. 2011. V. 25 (4). P. 1393—407. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2010.11.014>
31. *Zhou L., Wang P., Zhang C.* et al. Multi-mode fusion BP neural network model with vibration and acoustic emission signals for process pipeline crack location // *Ocean Engineering*. 2022. V. 264. P. 112384. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.112384>
32. *Zhou J., Lin H., Li S.* et al. Leakage diagnosis and localization of the gas extraction pipeline based on SA-PSO BP neural network // *Reliability Engineering & System Safety*. 2023. V. 232. P. 109051. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.109051>
33. *Zhao H., Li Z., Zhu S.* et al. Valve internal leakage rate quantification based on factor analysis and wavelet-BP neural network using acoustic emission // *Applied Sciences*. 2020. V. 10 (16). P. 5544. <https://doi.org/10.3390/app10165544>
34. *Krysko N., Skrynnikov S., Shchipakov N.* et al. Classification and Sizing of Surface Defects in Pipelines Based on the Results of Combined Diagnostics by Ultrasonic, Eddy Current, and Visual Inspection Methods of Nondestructive Testing // *Russian Journal of Nondestructive Testing*. 2023. V. 59 (12). P. 1315—23. <https://doi.org/10.1134/S1061830923601022>
35. *Ai L., Bayat M., Ziehl P.* Localizing damage on stainless steel structures using acoustic emission signals and weighted ensemble regression-based convolutional neural network // *Measurement*. 2023. V. 211. P. 112659. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.112659>