

МЕТОД ОБРАБОТКИ АКУСТИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ КЛАПАНОВ ГАЗООЧИСТНОГО ОБОРУДОВАНИЯ

© 2021 г. А.С. Мартюгов^{1,*}, Е.В. Ершов¹, И.А. Варфоломеев¹, Д.В. Богачев¹,
Л.Н. Виноградова¹

¹Череповецкий государственный университет, Россия 162600 Вологодская область,
г. Череповец, пр. Луначарского, 5
E-mail: *martyugov@bk.ru

Поступила в редакцию 25.06.2021; после доработки 29.07.2021
Принята к публикации 18.08.2021

Предложен способ реализации акустического контроля состояния клапанов газоочистного оборудования с применением пошаговой модели распознавания акустических событий. Кроме того, определены основные признаки типовых сбоя в работе клапанов и разработана система их распознавания. Использование разработанной модели позволяет купировать 15 % отказов оборудования при 5,1 % случаев ложноположительных прогнозов.

Ключевые слова: метод, контроль, прогнозирование, акустический сигнал, клапан, газоочистка, производство стали.

DOI: 10.31857/S013030822110002X

ВВЕДЕНИЕ

Европейские страны являются крупнейшим экспортным рынком для российских сталелитейных компаний. Эта отрасль приносит существенную экспортную выручку. Экспорт черных металлов составляет порядка 5,2 % от совокупного объема экспорта из России. Он уступает по значимости только нефти 28 %, нефтепродуктам 17,4 % и природному газу 12,6 % [1].

Важной особенностью современного европейского рынка являются повышенные экологические требования, предъявляемые к предприятиям экспортерам продукции черной металлургии. Нарушение этих требований может привести к значительным экономическим последствиям, вплоть до полной блокировки экспорта. В этих условиях особые требования предъявляются к функционированию газоочистных сооружений.

Одним из ключевых узлов, обеспечивающим работоспособность газоочистных сооружений, являются клапаны, они могут иметь различную конструкцию и применяются для продувки оборудования, сброса излишнего давления, технического обслуживания оборудования. Поломка клапана является основной причиной выхода оборудования из строя.

Клапан играет важнейшую роль в работе газоочистного оборудования, так как его задача контролировать температуру в печи, а значит от клапана зависит и вся работа в целом (рис. 1). Отсутствие клапана, его несвоевременное срабатывание или поломка может привести к повышению температуры, которое может стать причиной поломки дорогостоящего оборудования или даже пожара.

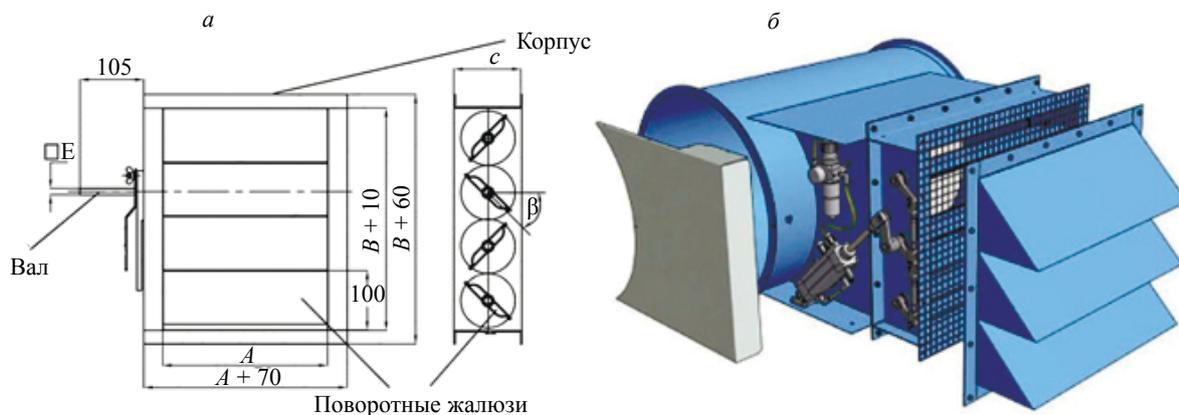


Рис. 1. Клапан газоочистного оборудования: описание основных частей (а); общий вид (б).

Для эффективной работы системы необходимо проводить регулярную ревизию оборудования, а также осуществлять мониторинг его текущего состояния. Ревизия состояния оборудования проводится в соответствии с правилами эксплуатации оборудования, а также принятым на предприятии регламентом. Мониторинг, как правило, осуществляется обслуживающим персоналом и носит периодический характер.

В тоже время не менее необходимым является постоянный мониторинг состояния оборудования. Решение этой проблемы силами специалистов — сложно осуществимая задача. Контролировать состояние оборудования необходимо круглосуточно в течении всего периода эксплуатации, не зависимо от занятости специалистов или режима работы оборудования [15]. Второй проблемой является отсутствие прямого доступа к отдельным узлам, что делает органолептический мониторинг вовсе невозможным.

Приведенные выше проблемы заставляют искать иные пути для организации процедуры мониторинга оборудования. Одним из часто применяемых решений является применение вибродиагностики [2]. Этот метод позволяет отслеживать состояние оборудования в режиме 24 на 7 и обеспечивает необходимую точность показаний [3]. Однако применение методов вибродиагностики сопряжено с рядом проблем, а именно: сложность монтажа оборудования ввиду особых требований к способу крепления датчика вибрации, невозможность установки систем вибродиагностики без остановки оборудования, высокая стоимость предлагаемых на рынке систем мониторинга. Кроме того, однажды смонтированную систему вибродиагностики невозможно применять на других аналогичных агрегатах, отсутствуют приемлемые портативные варианты [4].

Альтернативой повсеместно применяемым методам вибродиагностики может стать метод акустического контроля [5]. Акустический контроль нашел широкое применение в самых разных областях [6, 7]. Такой подход отличает невысокая стоимость сопутствующего оборудования, сравнительная простота монтажа, возможность использования портативных решений [13, 14]. Еще один плюс таких систем — отсутствие необходимости остановки оборудования для монтажа системы, микрофон не обязательно устанавливать непосредственно на диагностируемый агрегат [16]. Для непрерывного производства этот фактор является крайне важным.

По этой причине разработка метода и алгоритмов обработки акустической информации для диагностики состояния клапанов газоочистного оборудования является актуальной научно-технической задачей.

ОПИСАНИЕ ПРЕДЛАГАЕМОГО МЕТОДА АКУСТИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ

Предлагаемый к рассмотрению метод контроля состояния оборудования основан на различиях акустических сигнатур клапанов газоочистного оборудования в нормальном и аварийном режиме.

Принцип действия воздушного клапана основан на разбавлении горячего газопылевого потока атмосферным воздухом, которое происходит за счет инжектирования при открытии данного клапана. Размер клапана зависит от того, до какой температуры должен быть разбавлен поток горячего воздуха, а скорость его срабатывания 1-2 с.

Клапан имеет жалюзи (см. рис. 1) с общим приводом от пневматического цилиндра. Акустические сигнатуры работы жалюзи являются основными исходными данными для осуществления диагностики.

В основе метода диагностики лежит поэтапная обработка акустической информации, состоящая из следующих этапов.

1. Сбор сигнала и его буферизация.
2. Предобработка — удаление шумов.
3. Извлечение признаков.
4. Классификация на основе алгоритмов машинного обучения.

Первый этап — сбор сигнала и его буферизация. Сбор аудиосигнала осуществляется при помощи портативного микрофона, буферизация происходит путем сохранения записанных аудиофайлов на внешний носитель.

Второй этап — удаление шумов. Этот этап включает в себя pre-emphasis фильтрацию и оконное взвешивание [4]. Pre-emphasis обработка осуществляется за счет применения КИХ-фильтра [8]. Это необходимо для спектрального сглаживания сигнала. В результате усиливаются более слабые и более высокие частоты сигнала, что позволяет сделать сигнал менее восприимчивым к шумам различной природы.

Оконное взвешивание необходимо применять в связи с тем, что сигнал разбивается на ограниченные во времени участки, поэтому при переходе в частотную область будет происходить эффект

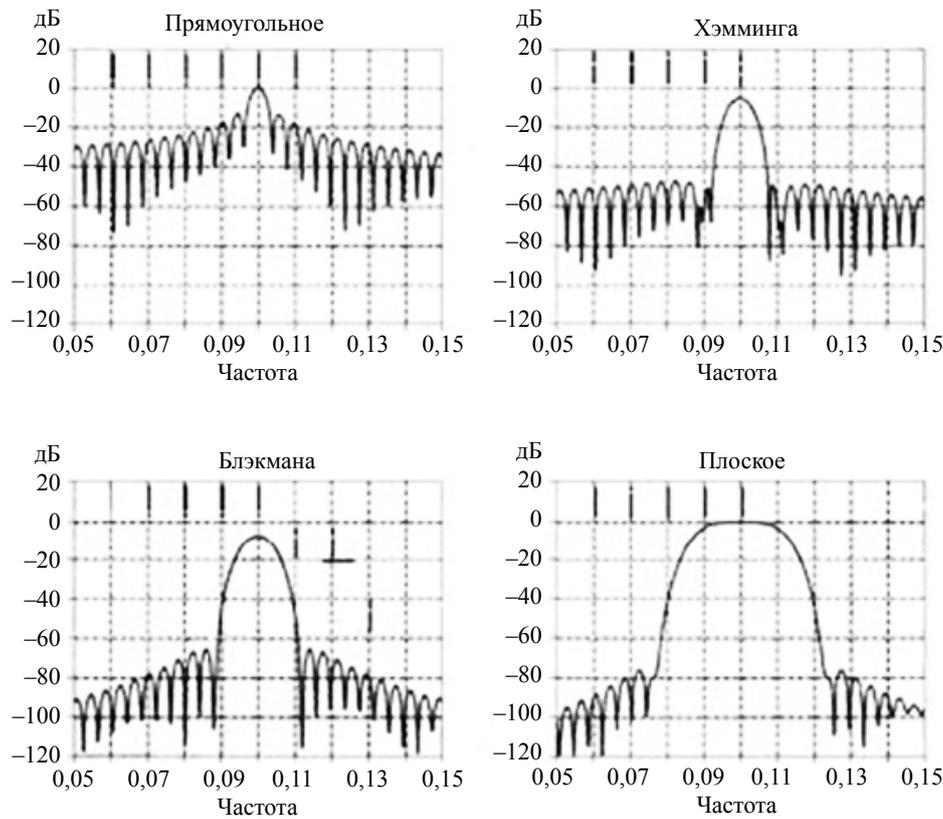


Рис. 2. Спектральные характеристики некоторых взвешенных функций [17].

просачивания спектра боковых лепестков, связанный с формой спектра функции прямоугольного окна (он имеет вид $\sin(x)/x$). Поэтому, чтобы уменьшить влияние этого эффекта применяется взвешивание исходного сигнала различными видами окон, с формой, отличной от прямоугольной. Отсчеты входной последовательности умножаются на соответствующую функцию окна, что влечет за собой обнуление значений сигнала на краях выборки. В качестве взвешенных функций чаще всего выступают окна Хэмминга, Блэкмана, прямоугольное или плоское [7]. В предлагаемой модели применяется окно Хэмминга. Спектральные характеристики некоторых приведены ниже (рис. 2).

Третий этап извлечение признаков — выделение наиболее информативных параметров звукового сигнала [4]. В качестве примера приведены осциллограммы аудиофайлов с примерами корректной работы и с зафиксированным сбоем (рис. 3, 4).

Для каждой звуковой дорожки вычисляется набор мел-частотных кепстральных коэффициентов (MFCC, от англ. mel-frequency cepstral coefficients) [9]. Суть метода мел-частотных кепстральных коэффициентов заключается в том, чтобы, используя шкалу перевода частоты сигнала в его высоту в мелах вычислить многомерные векторы признаков, с которыми в дальнейшем будут работать алгоритмы классификации.

Высота звука, воспринимаемого человеческим слухом, не связана линейно с его частотой, поэтому для ее анализа была создана количественная оценка звука — мел, единица измерения высоты воспринимаемого звука, основанная на психофизических параметрах восприятия. Мел удобно применять в целях анализа звука, так как его использование «приближает» алгоритмы обработки данных к человеческим параметрам восприятия, что благотворно сказывается на качестве распознавания и облегчает составление обучающих выборок [9]. На рис. 5 изображен график зависимости мел-шкалы от частоты колебаний звукового сигнала.

Зависимость высоты воспринимаемого звукового сигнала от его частоты описывается как

$$m = 2595 \log_{10} \left(1 + \frac{f}{700} \right) = \ln \left(1 + \frac{f}{700} \right), \quad (1)$$

где m — высота звука в мелах; f — частота в герцах.

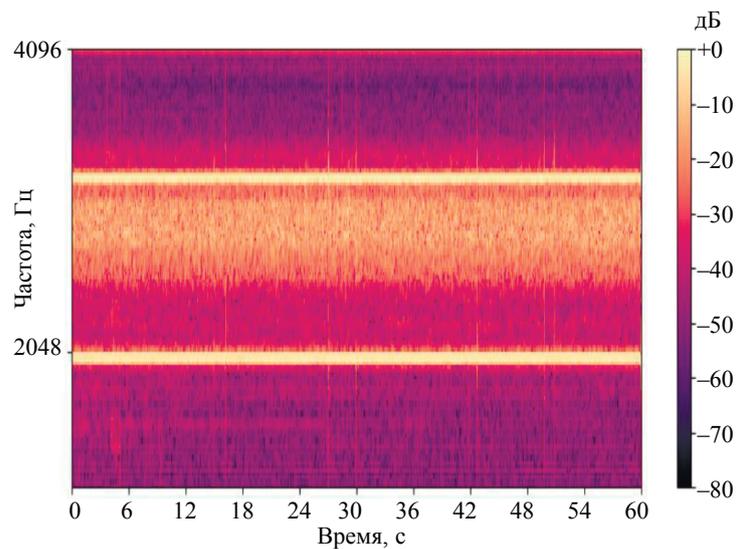


Рис. 3. Спектрограмма корректной работы клапана газоочистного оборудования.

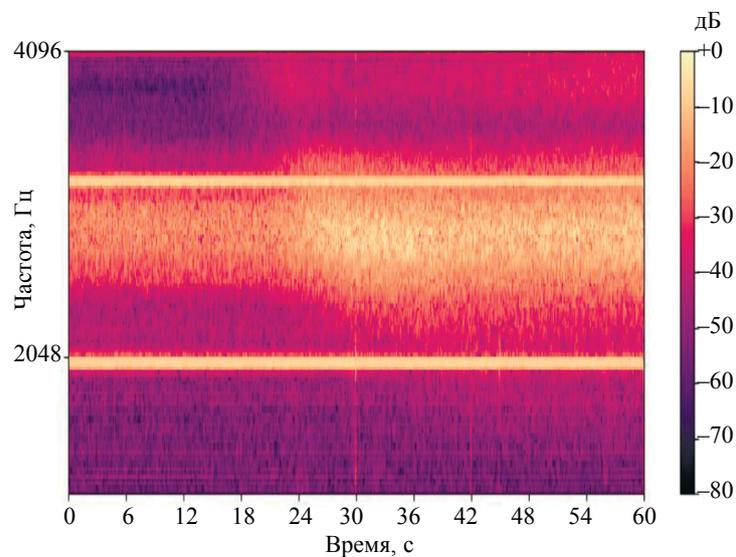


Рис. 4. Спектрограмма сбоя в работе клапана газоочистного оборудования.

В ходе вычисления MFCC используется машинное вычисление преобразования Фурье, при таком вычислении возникают сложности, связанные с необходимостью суммировать бесконечный ряд чисел. Поэтому в реальных вычислениях было использовано дискретное и быстрое, которое является оптимизированной версией дискретного. Его вычисляют по формуле:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-\frac{2\pi n}{N} kn}, k = 0, N-1, \quad (2)$$

где N — размерность дискретного отрезка сигнала; X_k — амплитуда синусоидальных сигналов, которые составляют основной сигнал.

При анализе полученных данных недостаточно сделать выводы об их информативности только лишь по спектру сигнала. В таких случаях применяется Кепстр или другими словами спектр спектра исходного сигнала. Он используется, когда на спектрограмме не заметны скрытые, но существенные для анализа периодичности в сигнале.

Суть вычисления Кепстра в том, чтобы представить уже имеющийся спектр не как распределение некоторой величины исходных данных, а как самостоятельный сигнал.

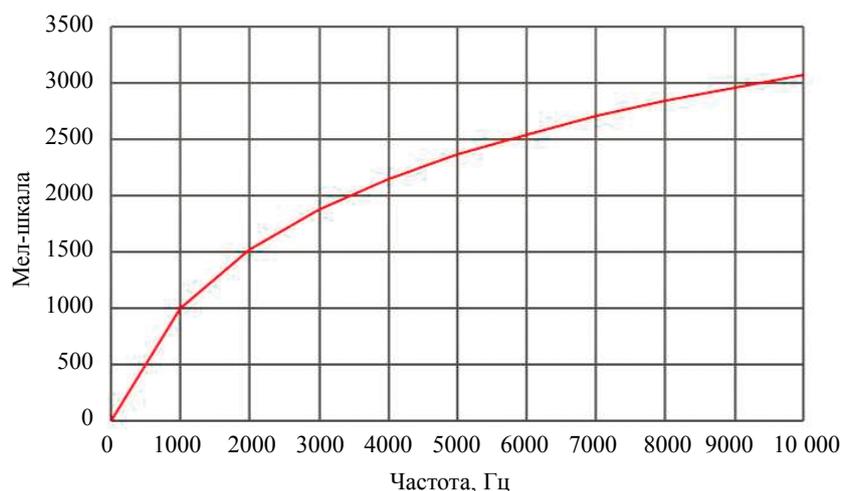


Рис. 5. График зависимости высоты звука в мелах от частоты колебаний [18].

Для вычисления мел-частотных кепстральных коэффициентов входящий сигнал сначала разбивается на кадры (фреймы) таким образом, чтобы они перекрывали следующие и предыдущие за ними. Длина фреймов непосредственно влияет на работу алгоритма: при увеличении длины отрезков повышается точность, но падает скорость работы алгоритма. В основном принимаются значения в диапазоне от 20 до 40 миллисекунд [10, 11].

Затем для каждого фрейма вычисляется его спектр с помощью дискретного преобразования Фурье. Полученные спектральные коэффициенты фреймов накладываются на мел-частотные окна. Данные окна сосредотачиваются ближе к низким частотам, т.к. это наиболее близко к механизму восприятия высоты звука: чем ниже частота, тем меньше отличаются соседние частоты. Это видно на рис. 6.

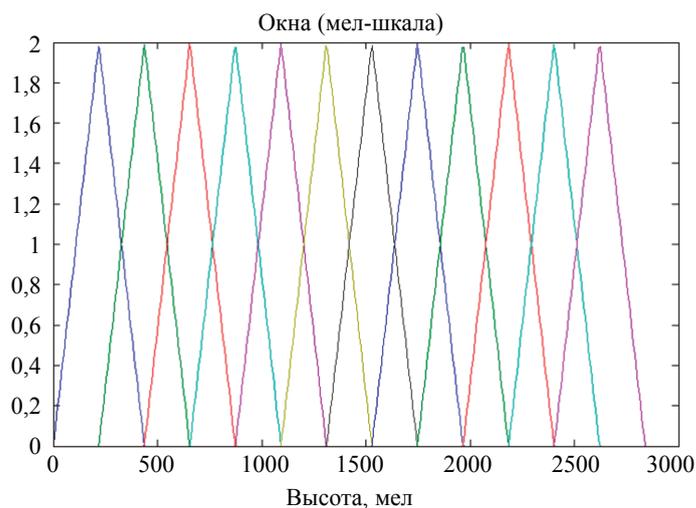


Рис. 6. Пример наложения окон на мел-шкалу.

Постобработка признаков сводится к применению дискретного косинусного преобразования, которое дает на выходе многомерный вектор признаков сигнала.

Полученные в результате этого преобразования величины — мел-частотные кепстральные коэффициенты.

Для обучения и тестирования полученной модели были сформированы несколько выборок. Каждая выборка формируется на основе набора из 950—1000 аудиозаписей. Каждая такая запись преобразуется в набор MFCC и подается на вход классификатора.

Обучающие выборки содержат примеры корректной работы оборудования. Контрольные выборки состоят из аудиозаписей, содержащих примеры корректной работы и примеры сбоев. Доля аудиозаписей некорректной работы в контрольных выборках достигает 30 %. Целевая переменная — наличие сбоя в работе клапана.

Четвертый этап — классификация. На этом этапе используются алгоритмы машинного обучения для решения задачи бинарной классификации. В качестве обучающей выборки были использованы данные описанные выше. При выборе алгоритма машинного обучения было проведено сравнение трех алгоритмов, которые могут быть применены для бинарной классификации: метод опорных векторов (от англ. Support vector machine, SVM), Random forest, логистическая регрессия (logit model). Сравнение предложенных алгоритмов на полученном наборе данных представлено в табл. 1.

Таблица 1

Сравнение алгоритмов машинного обучения

Метод	Точность	Полнота	F-мера
SVM	1	0,95	0,97
Random forest	0,86	0,95	0,90
Logit model	0,60	0,74	0,66

Приведенные значения показывают, что для предложенной предметной области наиболее перспективным методом является SVM.

Метод опорных векторов — бинарный классификатор, который строит в пространстве признаков разделяющую функцию, задающую гиперплоскость [12]:

$$f(x) = wx + b. \quad (3)$$

Пусть задана последовательность точек пространства признаков $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ с метками $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ $y_i \in \{-1, 1\}$ $1 \leq i \leq n$, соответствующими двум классам.

В случае линейной разделимости данных условия для нахождения функции записываются как

$$\begin{cases} w * x_i + b \geq 1, & y_i = 1 \\ w * x_i + b \leq -1, & y_i = -1 \end{cases} \quad (4)$$

Для надежного разделения классов необходимо, чтобы расстояние между разделяющими гиперплоскостями было как можно большим. Расстояние вычисляется как $\frac{2}{\|w\|}$, следовательно, задачу поиска разделяющей гиперплоскости можно свести к минимизации $\|w\|^2$.

В случае линейно-неразделимых множеств вводится функция ядра. Основная идея заключается в том, чтобы отобразить исходное пространство в пространство более высокой размерности, в котором множества уже могут быть разделимы линейно. При этом в силу того, что всюду в алгоритме признаки используются не отдельно, а в виде скалярных произведений, нет необходимости строить данное преобразование в явном виде.

Достаточно задать функцию ядра, определяющую скалярное произведение в новом пространстве:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)\varphi(x_j). \quad (5)$$

В качестве сохраняемой модели в методе опорных векторов выступают параметры разделяющей функции $f(x)$, а также параметры функции ядра. Параметры ядра обычно определяют путем перебора некоторого множества значений и оценкой методом кроссвалидации. После того, как решающая функция $f(x)$ вычислена, принадлежность вектора соответствующему классу определяется знаком выражения $f(x')$.

ПОЛУЧЕННЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Практическая реализация предложенной модели осуществлялась средствами языка Python. Использование Python обусловлено наличием широкого спектра математических пакетов, а также относительной простотой реализации программ на этом языке, что позволяет ускорить создание прототипов и проверку предложенных решений.

Аппаратная реализация системы акустической диагностики представляет собой микрокомпьютер Raspberry Pi с подключенным к нему микрофоном (рис. 7). Для целей буферизации используется внешний носитель, расширяющий возможности микрокомпьютера по хранению данных.

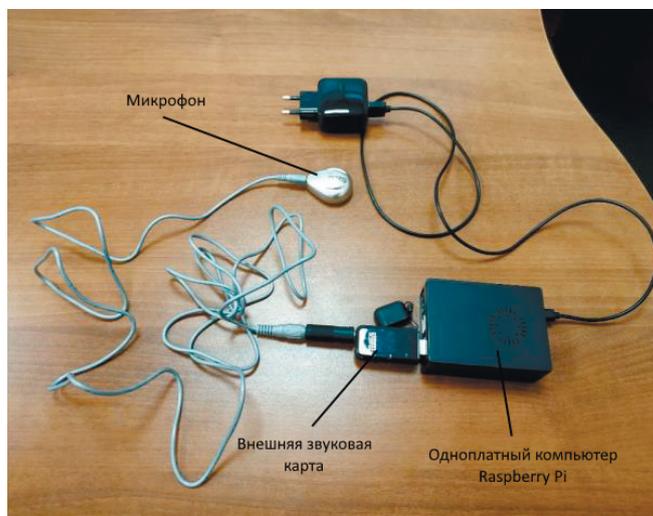


Рис. 7. Прототип устройства акустического контроля.

Установка компактно размещается в непосредственной близости от контролируемого оборудования и передает информацию о сбоях на компьютер оператора с предустановленным ПО «Прогнозирование отказов» (рис. 8), которая в удобном для оператора виде отображает информацию о текущем состоянии оборудования.

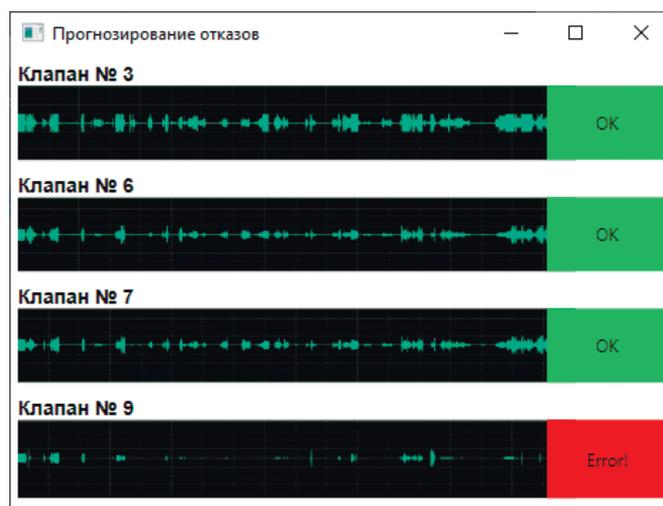


Рис. 8. Интерфейс программы прогнозирования отказов.

Созданный прототип прошел испытания на промышленной установке газоочистки. В течении года промышленной эксплуатации удалось предупредить 4 факта отказа оборудования из 26, что позволяет говорить о купировании 15 % отказов клапанов. Пороговые значения модели были подобраны таким образом, чтобы снизить количество ложноположительных прогнозов модели. Полученное значение ложноположительных прогнозов при обучении модели составило 5,1 %. При этом во время испытаний ложноположительных прогнозов не было выявлено. Таким образом предложенный метод показывает лучшую эффективность, чем ранее применяемый на данном оборудовании метод вибродиагностики, который позволяет купировать до 13,5 % отказов. Кроме того, аппаратная составляющая проекта значительно дешевле и проще в монтаже применяемого ранее оборудования.

Дальнейшее усовершенствование модели ведется в направлении улучшения алгоритмов классификации для распознавания типа произошедшего сбоя, а также разработки собственной аппаратной платформы, в качестве замены Raspberry Pi для удешевления установки.

ВЫВОДЫ

В результате проделанной работы была построена модель для контроля и прогнозирования состояния клапанов газоочистного оборудования. Применение предложенного подхода позволит сократить текущие затраты на содержание оборудования за счет уменьшения числа простоев путем постоянного мониторинга его текущего состояния с целью прогнозирования возможных поломок.

Разработанная модель прогнозирования позволяет купировать 15 % сбоев в работе оборудования, при этом исключив ложноположительные срабатывания, которые приводят к дополнительным расходам на обслуживание.

В качестве перспективы предложенного подхода предлагается дальнейшее совершенствование алгоритмов классификации с целью распознавания не только аварийного режима работы, но и различных типов отказов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Салин В.Н., Нарбут В.В., Шпаковская Е.П. Конъюнктура мирового рынка стали: экономико-статистический анализ // Проблемы экономики и юридической практики. 2020. Т. 16. № 1. С. 72—81.
2. Кошеков К.Т., Кликушин Ю.Н., Кашевкин А.А., Латыпов С.И., Софьина Н.Н., Савостина Г.В., Кошеков А.К. Интеллектуальная система вибродиагностики нефтегазового оборудования // Дефектоскопия. 2018. № 4. С. 31—41.
3. Кошеков К.Т., Кликушин Ю.Н., Кобенко В.Ю., Софьина Н.Н., Савостин А.А., Кашевкин А.А. Диагностика насосного агрегата на основе идентификационных измерений вибросигналов // Дефектоскопия. 2016. № 5. С. 36—43.
4. Костюков А.В., Щелканов А.В., Бурда Е.А. Комплексная автоматизированная диагностика динамического оборудования / Техника и технология нефтехимического и нефтегазового производства: материалы 7-й международной научно-технической конференции. Омск: Изд-во ОмГТУ, 2017. С. 181—182.
5. Кривошеев И.А., Шамурина А.И. Контроль образовавшихся несплошностей в образце твердого тела акустическим // Дефектоскопия. 2017. № 8. С. 29—34.
6. Францев Э.Ф. Дефектоскопия корпусов судов из композиционных материалов, находящихся в эксплуатации, акустическими методами неразрушающего контроля // Дефектоскопия. 2013. № 1. С. 3—11.
7. Антонов Е.Н., Савенок О.В. Оценка качества цементирования и технического состояния скважин на примере Самотлорского месторождения по данным акустического метода контроля // Булатовские чтения. 2020. Т. 1. С. 36—48.
8. Абрамов Г.В., Коробова Л.А., Ивашин А.Л., Матыцина И.А. Анализ и использование математических методов для распознавания звуковых сигналов // Вестник ВГУИТ. 2015. № 2 (64).
9. Козлова Л.П., Козлова О.А. Особенности задач распознавания звука // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. 2020. Т. 1. С. 185—187.
10. Фотеску Н.К., Фешина Е.В. Распознавание звука и принцип работы мобильного приложения «Shazam» / Цифровизация и глобализация мировой науки и техники: новые исследовательские методы и подходы: Материалы V Международной научно-практической конференции. Ростов-на-Дону: ООО Изд-во ВВМ, 2020. С. 59—63.
11. Комаров П.С., Квац А.И. Обработка голосовых сигналов при помощи мел-частотных кепстральных коэффициентов (MFCC) // Аспирант и соискатель. 2020. № 6 (120). С. 25—28.
12. Зенков В.В. Применение аппроксимации дискриминантной функции Андерсона и метода опорных векторов для решения некоторых задач классификации // Автоматика и телемеханика. 2020. № 1. С. 147—160.

13. Мишакин В.В., Гончар А.В., Ключников В.А., Курашкин К.В., Фомин А.Е., Сергеева О.А. Контроль состояния циклически деформируемых нержавеющей сталей акустическим и вихретоковым методами // Измерительная техника. 2021. № 2. С. 62—67.

14. Ремшев Е.Ю., Соболев И.А., Олехвер А.И., Лукичев В.Ю. Разработка бортового комплекса неразрушающего контроля конструкции летательного аппарата методом акустической эмиссии // Noise Theory and Practice. 2021. Т. 7. № 2 (24). С. 65—82.

15. Злобин Д.В., Волкова Л.В., Богдан О.П., Земсков Т.И., Казанцев С.В. Универсальная экспериментальная установка для проведения акустических исследований // Интеллектуальные системы в производстве. 2020. Т. 18. № 2. С. 28—36.

16. Пьянков В.А., Пьянков И.Н. Акустические методы контроля лопаток газотурбинных двигателей // Технология машиностроения. 2021. № 2. С. 34—48.

17. Микулович В.И. Цифровая обработка сигналов. Минск: Изд-во БГУ, 2011. 214 с.

18. Авдеев Л.В., Иванов П.Б. Математическая модель восприятия звукорядов. Дубна: Изд-во ОИЯИ, 1990. 18 с.