

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт нефти и газа
институт

Кафедра Технологические машины и оборудование нефтегазового
комплекса

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой

подпись инициалы, фамилия
« _____ » _____ 20 ____ г.

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

131000.62 «Нефтегазовое дело»
код — наименование направления

Автоматизация классификации состояний оборудования НГК при
проведении диагностики

Руководитель _____ Бухтояров В.В.
подпись, дата должность, ученая степень инициалы, фамилия

Выпускник _____ Сужаева Е.А.
подпись, дата инициалы, фамилия

Красноярск 2016

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1 ДИАГНОСТИКА ОБОРУДОВАНИЯ НЕФТЕГАЗОВОГО КОМПЛЕКСА.....	7
1.1 Оперативная диагностика технологического оборудования нефтегазового комплекса	7
1.2 Методы контроля и диагностирования нефтегазовых объектов	14
1.3 Классификация систем диагностики оборудования.....	22
1.4 Системы тестов и функционального диагноза.	25
Выводы.....	31
2 МЕТОДЫ КЛАССИФИКАЦИИ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СОСТОЯНИЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ ПРИ ДИАГНОСТИКЕ	33
2.1 Методы классификации на основе искусственных нейронных сетей	33
2.2 Классификационные деревья решений.....	38
2.3 Метод опорных векторов	42
2.4 Экспертная система классификации на нечеткой логике.....	47
Выводы.....	52
3 ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ КЛАССИФИКАЦИИ СОСТОЯНИЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ	54
3.1 Обзор автоматических и автоматизированных систем определения технического состояния технологического оборудования.....	54
3.2 Классификация состояний технологического оборудования с использованием систем на нечеткой логике	60
3.3 Вибродиагностика технологического оборудования с применением искусственных нейронных сетей.....	67
3.4 Сравнительные экспериментальные исследования алгоритмов классификации технического состояния технологического оборудования ...	75

Выводы.....	78
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	80
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ.....	82
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	82
ПРИЛОЖЕНИЕ А.....	86

ВВЕДЕНИЕ

Традиционно в экономике Российской Федерации стратегически важную роль играет нефтегазовая отрасль, что в свою очередь в последние двадцать лет вызвало интенсифицированное освоение месторождений и развитие нефтегазоперерабатывающих производств. Очевидно, что такое интенсивное развитие нефтегазового комплекса требует использования эффективных подходов при решении задач, связанных с обеспечением надежности технологического оборудования. В этой связи актуальным становится вопрос об эффективном и надежном определении технического состояния технологического оборудования и классификации состояний по диагностической информации.

Качество и оперативность принимаемого решения о техническом состоянии технологического оборудования в процессе эксплуатации в значительной степени зависит от квалификации специалистов, занятых в производственном процессе обеспечения нефтедобычи - операторов цехов, инженерно-технических работников. Большие объёмы анализируемой информации о режимах эксплуатации технологического оборудования инженерно-техническими работниками повышают вероятность ошибки определения его технического состояния, и, как следствие, принятия некорректного решения о необходимости воздействия на режим эксплуатации. Таким образом, задача разработки и исследования подходов для автоматизированного определения (классификации) технического состояния технологического оборудования является актуальной.

Как существующие, так и вновь разрабатываемые методы диагностирования предназначены для контроля единичных деталей, узлов и их параметров, характеризующих работоспособность объекта в целом и сводятся к анализу временных рядов, являющихся временными развертками параметров эксплуатации. Кроме того, для предприятий нефтегазового комплекса, особенно использующих сложное и дорогое технологическое оборудование, вопросы технического обслуживания и ремонтов (ТОиР) являются крайне важными. Затраты таких предприятий на ТОиР могут составлять более половины общих расходов на производство продукции.

При наличии на предприятии десятков тысяч единиц оборудования, подлежащего контролю состояния, обслуживанию, периодическим ремонтам и модернизации, эффективно выполнять ТОиР – непросто. Еще сложнее, если это оборудование «разбросано» по множеству территориально удаленных объектов. Облегчить управление ТОиР, повысить его эффективность призваны специализированные компьютерные программы. Автоматизированные системы такого рода уже свыше 20 лет разрабатываются и применяются на западных предприятиях.

Основная задача, стоящая перед этими системами, – это уменьшение затрат на обслуживание оборудования и повышение надежности его работы, что в конечном счете призвано снизить себестоимость производимой продукции и обеспечить стабильность работы предприятия.

Алгоритмическая база таких систем, в основном, представляет собой различные комбинации стандартных процедур статистической обработки данных. Однако, ввиду возрастающего объема информации, который накапливается информационными подсистемами таких автоматизированных систем, используемые аналитические подходы уже не отвечают запросам по качественной переработке информации и формированию сведений для поддержки принятия решений. В связи с этим актуализируется применения в таких системах в качестве аналитического алгоритмического ядра технологий интеллектуального анализа данных и интеллектуальных технологий представления данных, которые доказали свою эффективность при решении широкого круга задач, связанных с обработкой значительных объемов данных. Значительное разнообразие методов интеллектуального анализа данных, к которым относят, например, искусственные нейронные сети, системы на нечеткой логике, деревья решений, требует проведения исследований, направленных на оценку возможности и эффективности применения соответствующих подходов в задачах диагностики и классификации технического состояния технологического оборудования нефтегазового комплекса.

С учетом сформулированной выше проблематики и актуальности исследований в обозначенных направлениях были сформулированы цель выпускной квалификационной работы и задачи необходимые для ее достижения.

Целью выпускной квалификационной работы является повышение эффективности процедур диагностики технического состояния технологического оборудования за счет определения наиболее эффективных методов классификации состояний технологического оборудования.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Описать и проанализировать методы технической диагностики и мониторинга технологического оборудования нефтегазового комплекса, предоставляющие исходную информацию для классификации состояний.
2. Описать методы интеллектуального анализа данных, предназначенные для решения задач классификации, определить возможность и схему их использования для автоматизированной классификации состояний технологического оборудования.
3. Провести численные исследования для оценки эффективности методов классификации состояний технологического оборудования на ряде задач.
4. Проанализировать полученные результаты и сформулировать предложения по реализации автоматизированной системы классификации состояний технологического оборудования при проведении диагностики.

1 ДИАГНОСТИКА ОБОРУДОВАНИЯ НЕФТЕГАЗОВОГО КОМПЛЕКСА

В условиях роста масштабов производства, сложности технических систем и выполняемых ими функций возникает проблема надежности функционирования оборудования. Недостаточно высокая степень надежности оборудования и низкий уровень технического обслуживания приводят к авариям, нарушениям технологического процесса, увеличению затрат на восстановление и ремонт, снижению качества выпускаемой продукции и ряду других негативных последствий.

Анализ показывает, что проблема оценки остаточного ресурса стареющего оборудования является комплексной, включающей технический, технологический, управленческий, экономический и организационный аспекты [1]. Сложность решения данной задачи состоит в том, что для реальных предприятий нефтегазовой отрасли число контролируемых параметров оборудования, влияющих на возникновение и развитие аварийных ситуаций, весьма велико, и организовать оперативный контроль всех необходимых параметров, как правило, невозможно. На практике зачастую не представляется возможным производить диагностику всего имеющегося парка контролируемого оборудования одновременно. Более того, некоторые методы диагностики требуют вывода оборудования из эксплуатации. В связи с этим актуальной является задача автоматизированного мониторинга текущего технического состояния оборудования в составе сложной технической системы в реальном времени с целью выявления отдельных агрегатов, требующих проведения более детальных обследований и, при необходимости, проведение ремонтно-профилактических работ.

1.1 Оперативная диагностика технологического оборудования нефтегазового комплекса

Целью оперативной (функциональной) диагностики является получение данных о техническом состоянии обследуемого объекта, его технологических параметрах и нагруженности, условиях взаимодействия с окружающей сре-

дой [2]. Оперативная диагностика осуществляется на объекте непрерывно или дискретно в соответствии с предварительно разработанной и согласованной со службами, ответственными за эксплуатацию объекта, программой, с использованием штатного приборо-измерительного комплекса и заключается в регистрации показателей технологического процесса, в том числе служащих параметрами технического состояния объекта (температура, давление, мощность, уровень вибрации, расходы топлива и количество перекачиваемого продукта и т. д.), и их дальнейшей статистической обработке.

Целью экспертного обследования является получение информации о реальном техническом состоянии объекта, наличии в нем повреждений, выявлении причин и механизмов их возникновения и развития. Экспертное обследование проводится в соответствии с программой, разработанной на основе анализа технической документации и данных оперативной диагностики применительно к данному объекту. В общем случае программа включает в себя [2,3]:

- визуальный (внешний и внутренний) осмотр;
- измерение геометрических параметров, включая толщинометрию стенок конструкции;
- определение химического состава, структуры металла, замеры твердости, определение механических характеристик; дефектоскопический контроль, виды и объем которого устанавливаются с учетом требований полноты и достаточности выявления дефектов и повреждений данного объекта;
- исследование напряженно-деформированного состояния объекта.

Для выполнения экспертного обследования должны рекомендоваться методики и измерительная аппаратура, указанная в действующей нормативно-технической документации на диагностирование с учетом требований проектной, монтажной и эксплуатационной документации на данный объект. Применение специальных методик и аппаратуры может быть разрешено после их согласования со специализированными организациями.

Результаты экспертного обследования оформляют в виде протоколов измерений, карт дефектности и повреждений объекта с таблицами данных и отражают в отчете или техническом заключении.

Целью экспертного анализа повреждений и параметров технического состояния объекта, проводимого на основании полученных данных анализа технической документации, оперативной диагностики и экспертного обследования, является установление текущего состояния объекта, уровня и механизма повреждений, фактической нагруженности, чтобы ответить на вопрос, возможна ли дальнейшая эксплуатация объекта или необходим дальнейший углубленный анализ его технического состояния. Анализ включает в себя [4]:

- оценку фактической нагруженности основных элементов конструкции объекта, выполненную расчетным методом по действующим нормативно-техническим документам с учетом всех режимов нагружения и действующих нагрузок (включая температурные воздействия), фактической геометрии конструкции, фактических толщин ее несущих элементов, имеющихся и выявленных концентраторов напряжений; экспериментальных результатов исследований напряженно-деформированного состояния, полученных при оперативной диагностике и экспертном обследовании;
- установление механизмов образования и роста обнаруженных дефектов и повреждений, возможных отказов вследствие развития дефектов и повреждений:
- оценку параметров технического состояния объекта, их соответствие требованиям нормативно-технической и конструкторской документации, установление определяющих параметров технического состояния;
- установление уточненной, по сравнению с указанной в нормативно-технической документации, системы предельных состояний и их критериев (например, уровень течи, уровень формоизменения и др.);

- заключение о необходимости дальнейшего исследования напряженно-деформированного состояния конструкции и свойств материалов (например, свойств сварного шва и т. п.);
- заключение о возможности дальнейшей эксплуатации объекта с установлением назначенного ресурса.

Результаты анализа оформляют в виде технического заключения.

Целью уточненных расчетов и экспериментальных исследований напряженно-деформированного состояния и характеристик материалов, уточнения предельных состояний и их критериев является получение дополнительной информации об уровне номинальных и местных напряжений и деформаций с учетом фактических свойств материалов, необходимой для установления механизмов повреждения и расчета остаточного ресурса.

Уточненные расчеты проводятся с учетом действительных режимов эксплуатации конструкции, фактических свойств материалов на момент диагностирования и могут производиться методами, не указанными в нормативной документации. Применение таких методов должно подтверждаться результатами экспериментальных исследований. Могут также использоваться методы моделирования и ускоренных испытаний.

Определение уточненных характеристик материалов должно проводиться на образцах, вырезанных из элементов конструкции или образцах-свидетелях. Перечень характеристик материалов должен быть расширен и включать в себя в зависимости от условий эксплуатации характеристики малоцикловой и многоцикловой усталости, трещиностойкости, длительной прочности, сопротивления коррозии, коррозионному растрескиванию, изнашиванию и др.

Испытания образцов и определение характеристик материалов проводятся по стандартным методикам или методам, согласованным с органами Госгортехнадзора.

По результатам уточненных расчетов и исследования напряженно-деформированного состояния уточняют механизмы повреждений, определяющие параметры технического состояния и критерии предельных состояний.

По совокупности данных, полученных в результате технического диагностирования объекта, определяют остаточный ресурс объекта путем прогнозирования изменения определяющих параметров до достижения ими предельных значений. В методике расчета остаточного ресурса должен быть обоснован выбор метода прогнозирования, требования к его точности и дана оценка риска дальнейшей эксплуатации объекта.

Остаточный ресурс – суммарная наработка объекта от момента контроля его технического состояния до перехода в предельное состояние [4].

Структурная схема общего подхода к техническому диагностированию и определению остаточного ресурса опасных объектов показана на рисунке 1 [3].



Рисунок 1 – Алгоритм определения остаточного ресурса

Структурная схема диагностирования и определения остаточного ресурса с применением автоматизированных систем классификации состояний оборудования представлена на рисунке 2 [5].

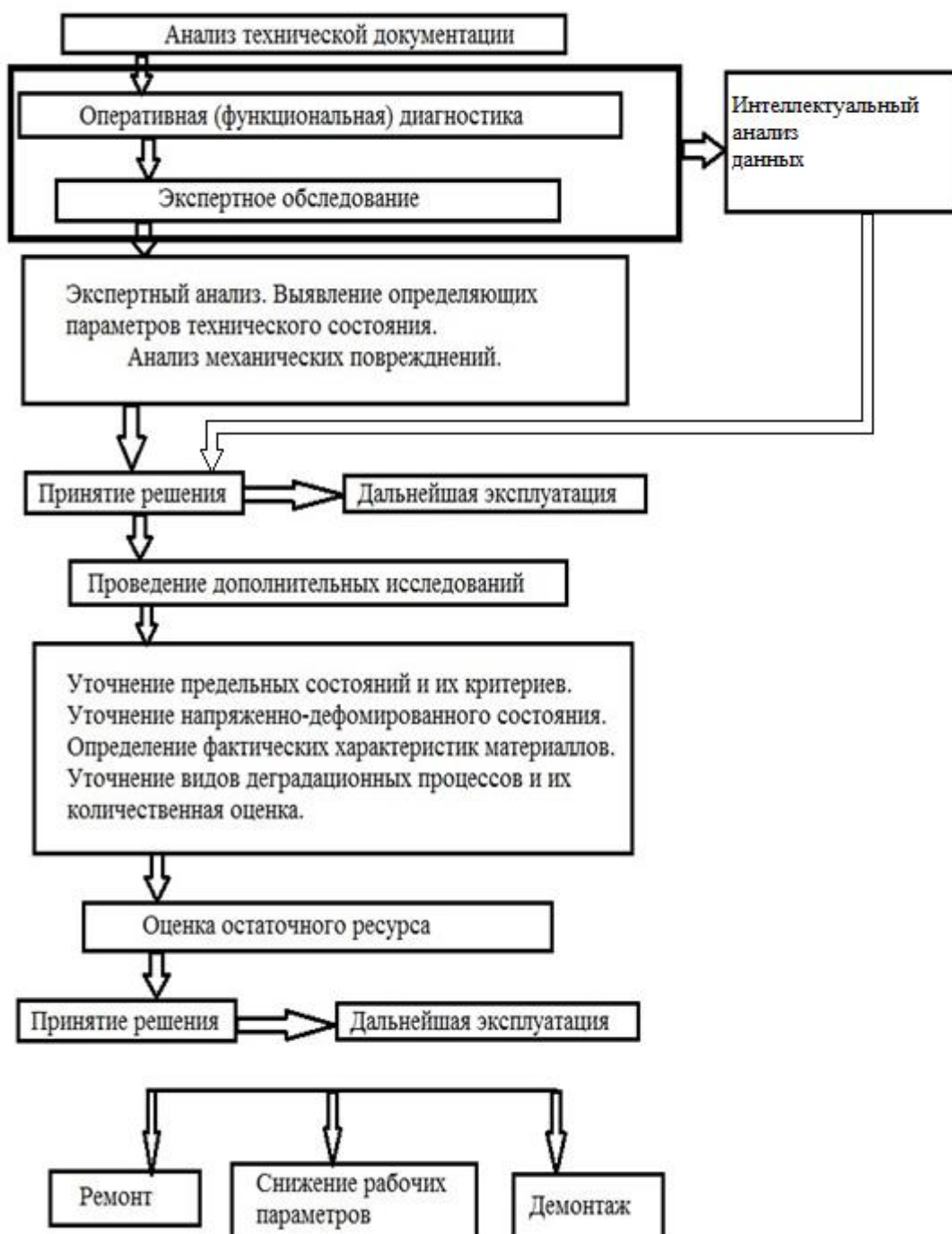


Рисунок 2 – Алгоритм определения остаточного ресурса с применением нейронных сетей

Дополнение к оперативной диагностики и экспертному обследованию искусственной нейронной сети уменьшит долю человеческого анализа в системе.

1.2 Методы контроля и диагностирования нефтегазовых объектов

В настоящее время существует большое количество методов определения технического состояния основанных на различных физических, химических и математических методах и способах сбора и обработки первичной информации. В литературных источниках раскрываются следующие основные методы сбора и обработки диагностической информации: трибодиагностика; диагностика на основе анализа продуктов износа в продуктах сгорания; диагностика температурного состояния деталей; метод акустической эмиссии, радиография; магнитопорошковый метод; вихретоковый метод; ультразвуковой контроль; капиллярный контроль; вибрационная диагностика; акустическая диагностика; методы параметрической диагностики и так далее. Рассмотрим некоторые из них подробнее [6-12].

1.2.1 Трибодиагностика

Существующие методики расчета прочностных характеристик элементов агрегатов при проектировании практически позволяют гарантировать своевременное определение начала разрушений от статических нагрузок. Динамические напряжения, возникающие в поверхностном слое материала, оцениваются не всегда надежно, и при эксплуатации возможны разрушения. Этим разрушениям, как правило, предшествуют: образование каверн, питтинга в местах контакта, разрушение поверхностного слоя, причем отказ наступает по истечении некоторого периода времени, необходимого для развития неисправности до критического уровня. В процессе развития неисправности поток масла системы смазки систематически уносит оторванные частицы с мест разрушения. Масло в этом случае служит носителем информации о возможных неисправностях. Для того, чтобы идентифицировать неисправность, необходимо иметь возможность отличать продукты нормального износа от частиц, проявляющихся при разрушениях или попавших в систему смазки при осмотрах и ремонтах.

Методы диагностики, основанные на исследовании продуктов износа, содержащихся в масле, называются методами трибодиагностики. Эти методы базируются на принципе обнаружения, улавливания и удержания металлических частиц износа. Для этой цели используются магнитные пробки; электрические детекторы, вырабатывающие сигнал при замыкании электродов частицами; спектральный анализ масла; анализ изменения формы частиц, их поверхности; рассеивание и ослабление пучка света при прохождении через поток масла; анализ электрического сопротивления масла.

Улавливание частиц с помощью магнитных пробок имеет ограниченные возможности, так как магнитные пробки неэффективны для улавливания немагнитных частиц. По этой причине наряду с ними применяются фильтры – сигнализаторы. Такой фильтр служит для фильтрации откачиваемого от агрегата масла и выдачи сигнала при замыкании металлической стружкой секций щелевого элемента.

Более информативным, но более сложным является метод диагностирования на основе определения состава продуктов износа в масле спектральным или химическим способами с использованием стационарной аппаратуры. Сложность реализации метода связана с необходимостью решения организационных и технических задач по пересылке проб масла на исследование, обеспечению эквивалентных условий сравнения проб для определения динамики развития дефекта (масло не должно доливаться, продукты износа в месте отбора должны быть распределены равномерно, если агрегат на подшипниках скольжения, между взятием проб не должно быть пусков, остановов агрегата). Диагностическими признаками неисправностей в этом случае служат концентрация, размеры, материал продуктов износа. Материал и форма частиц, как правило, позволяют установить возможные места и стадию износа, изменение концентрации - интенсивность развития неисправности.

Для выявления дефектов трущихся пар, омываемых маслом, весьма информативен контроль электрического сопротивления масляной пленки. Физическая суть метода основана на том, что масляный слой между трущимися де-

талями является диэлектриком и обладает большим сопротивлением даже при очень малой толщине. При работе смазываемого механизма масляный слой периодически разрушается и под действием масляного клина вновь восстанавливается. В нормальных условиях средняя по времени величина сопротивления остается весьма высокой. При наличии дефекта трущейся пары частота и интенсивность разрушения масляного слоя увеличивается, и средняя величина сопротивления резко падает, что и является диагностическим признаком (ДП) появления дефекта. Принципиальная схема измерения весьма проста: к вращающемуся валу прижимается медно-графитовая щетка, другой контакт электрической цепи выводится на корпус агрегата; между ними включается омметр. Опыт использования в авиации рассматриваемого способа показал, что он позволяет выявить дефекты шестерен и подшипников качения на несколько часов раньше, чем на них реагирует сигнализатор стружки в масле накопительного типа.

Одним из перспективных методов непрерывного контроля состояния деталей, омываемых маслом, является оптический метод, основанный на рассеянии и ослаблении луча света при прохождении через жидкость с различными свойствами. Этот метод позволяет, кроме продуктов износа, обнаруживать воздух в маслосистеме, заменять масло по состоянию.

1.2.2 Диагностика на основе анализа продуктов износа в продуктах сгорания

Рассматриваемый вид диагностики применим к контролю за состоянием газотурбинных приводов (ГТУ) перекачивающих агрегатов. Известно, что разрушение деталей проточной части ГПА, вызываемое перегревом, газовой коррозией, абразивным износом, сопровождается выносом из ГПА вместе с газовым потоком мельчайших частиц металла. Начало разрушения и его характер поэтому можно определить, регистрируя наличие продуктов износа и их состав. Отсюда рассматриваемый метод аналогичен методу диагностики по анализу продуктов износа в масле. Решение этой задачи основано на применении импульсного метода с лазерным источником для определения концентрации в га-

зовом турбулентном потоке. Экспериментально показано, что метод позволяет проводить мгновенные (в течение 10-14 с) и одновременные измерения локальных концентраций в смесях в многоатомных газах. Определение состава и концентрации продуктов износа проводят в процессе анализа состава проб продуктов сгорания, взятых из выхлопного тракта ГПА. Недостаток данного метода связан с его трудоемкостью и дискретностью контроля технического состояния. Перспективность же его связана с тем, что этот метод представляется весьма эффективным для диагностирования такого важного узла, как камера сгорания ГПА, в настоящее время наименее охваченного диагностированием.

1.2.3 Диагностика температурного состояния деталей

Температурные напряжения и их изменения в процессе эксплуатации являются одним из источников повреждений элементов конструкции горячей части (камера сгорания, турбина) ГТУ. Предупреждение разрушений от термических воздействий возможно на основе контроля действительного температурного состояния детали. Контроль возможен путем прямого измерения температуры или косвенного (по температуре потока, омывающего этот элемент). Измерение температуры потока технически просто осуществляется встроенными аппаратурными средствами (термометрами сопротивления, термопарами). Однако эффективность контроля на основе косвенного измерения, даже если температура потока определена абсолютно точно, невелика, так как элементы горячей части ГТУ, как правило, охлаждаются воздухом, и поэтому распределение температур по материалу элемента не совпадает с распределением температуры в потоке. Прямой контроль температур деталей путем установки в них малогабаритных термопар хотя и возможен в принципе, однако не обеспечивает приемлемой точности, технологически сложен в части установки и замены термопар. Наиболее широкое применение для прямого контроля температуры нагретого элемента нашли пирометры, реализующие оптический метод. Для определения температурных полей корпусных деталей все большее распространение находят тепловизоры. Пирометры замеряют интенсивность электро-

магнитного излучения и выдают сигнал, как правило, пропорциональный температуре, осредненной на замеряемом участке.

Основной причиной, ограничивающей широкое использование пирометров, является загрязнение оптики и снижение надежности и точности при длительном контакте с газовым потоком. Проблема сохранения чистоты оптики и охлаждения пирометров - единственная на пути их широкого внедрения.

1.2.4 Визуально-оптическая диагностика

Метод позволяет выявлять: забоины, разрывы, трещины, эрозионный износ, прогары, усталостные трещины, коробления, деформации, нарушение покрытий, загрязнение проточной части и тому подобное.

1.2.5 Метод акустической эмиссии

Акустическая эмиссия представляет собой колебательный волновой процесс, возникающий в деталях, если в кристаллических решетках их материалов происходят необратимые процессы разрушения с образованием микротрещин. Этот колебательный процесс может фиксироваться пьезодатчиком, установленным непосредственно на контролируемой детали. Или для определения места нахождения дефекта могут использоваться несколько датчиков, расположенных вне детали, генерируемой акустические сигналы. На данном принципе основан ряд приборов, разработанных шведским объединением SKF для определения ТС подшипников качения (например, МЕРА-21А). В этих приборах использован импульсный принцип, основанный на том, что датчики ускорения реагируют на кратковременные ударные импульсы, генерируемые вращающимся подшипником при возникновении разрушений, вызывающих появление ударных нагрузок. Заметим, что метод акустической эмиссии позволяет обнаруживать транс- и межкристаллические трещины, которые нельзя выявить другими методами неразрушающего контроля.

1.2.6 Радиография

Радиография представляет собой довольно длительную и трудоемкую процедуру, поэтому применяется только при периодических оценках состояния

агрегата или в случаях, когда есть подозрение на появление трудно распознаваемой неисправности.

В качестве аппаратуры применяются установки, использующие рентгеновские лучи и радиоактивные изотопы. Рентгеновские установки являются более гибкими, так как позволяют изменять уровень энергии для обеспечения наибольшей чувствительности в зависимости от толщины исследуемого объекта. Радиоактивные изотопы испускают энергию определенного значения, которое не регулируется. В то же время рентгеновские установки громоздки, аппаратура с радиоактивными изотопами более транспортабельна, рентгеновские установки требуют электрической энергии, аппаратура с радиоактивными изотопами - нет.

По данным радиографии можно получить следующую информацию: наличие и размер трещин, коробление кромок лопаток, прогар или эрозия деталей, целостность сварки, величину зазора между деталями, смещение и износ деталей, состояние соединительных элементов трубопроводов.

Магнитопорошковый метод (МПК), вихретоковый метод (ВМ), ультразвуковой контроль (УЗК), капиллярный контроль (КК) используются для своевременного выявления усталостных трещин, металлургических и технологических дефектов металла, коррозионных и эрозионных явлений в металле.

МПК и КК позволяют определить поверхностные трещины в магнитных материалах, ВМ – в магнитных и немагнитных материалах, УЗК работает при выявлении поверхностных и внутренних дефектов с шириной раскрытия более 1 (мкм).

1.2.7 Вибрационная диагностика

При работе ГПА все его детали, узлы, агрегаты совершают вынужденные и резонансные колебания. Эти колебания зависят от величины и характера возмущающих сил, их частот, от упруго-массовых характеристик элементов конструкции, которые, в свою очередь, зависят от ряда конструктивных, технологических и эксплуатационных факторов. Среди различного рода источников вынужденных колебаний наибольшее значение имеют колебания механическо-

го и аэродинамического происхождения. К источникам колебаний механического происхождения относятся неуравновешенные силы, процессы соударения деталей ГПА, процессы, обусловленные силами трения, процессы взаимодействия элементов конструкции через упругие связи. К источникам колебаний аэродинамического происхождения относятся переменные силы возмущенного газового потока из-за пульсаций, неравномерности его давлений по радиусу и в окружном направлении, а также переменные импульсы, создаваемые вращающимися лопатками, пульсационным горением.

Вибрационная диагностика использует в качестве диагностических сигналов механические колебания, возникающие при функционировании ГПА. Большинство неисправностей в ГПА непосредственно отражается на вибрации, поэтому по ее изменению в процессе эксплуатации можно судить об изменении состояния агрегатов.

Многообразие физической природы и высокая информативность вибрационных сигналов являются одновременно достоинством и недостатком вибродиагностики. Достоинством - потому, что вибрация несет всю информацию о состоянии динамических узлов; недостатком – потому, что сложно из всей информации выделить наиболее информативные и чувствительные ДП.

1.2.8 Акустическая диагностика

Шум работающего ГПА складывается из шумов аэродинамического и механического происхождения, спектральный состав которых может меняться от внешних условий, режима работы и состояния ГПА.

Основные источники шума: компрессор, турбина, нагнетатель, входное и выходные устройства, камера сгорания, агрегаты, вспомогательные и основные системы, вращающиеся и колеблющиеся элементы, внутренние поверхности проточных частей, контактирующие с газовым потоком.

Шум исправной ГТУ и ЦБН по своему спектральному составу сплошной во всем диапазоне частот с рядом дискретных составляющих. Широкополосный шум порождается беспорядочными колебаниями газоздушного потока и является следствием турбулентности его пограничного слоя, срыва концевых

вихрей при обтекании лопаток потоком, турбулентности набегающего потока, взаимодействия вращающегося потока с ротором и статором, процесса горения.

Дискретный шум исправного ГПА обусловлен колебаниями (вынужденными и резонансными) деталей ГТУ и ЦБН, периодическим вытеснением газа лопатками конечной толщины, соударением деталей, взаимодействием вращающегося потока с ротором и статором. Появление неисправностей приводит к появлению новых источников шума и изменению спектра шума работы ГПА.

При исследовании шума как носителя диагностической информации используются, как правило, следующие характеристики звукового поля:

- спектр суммарной излучаемой акустической мощности;
- характеристики направленности излучения в различных частотных полосах;
- спектр уровня звукового давления в различных точках звукового поля;
- спектр шума при узкополосном анализе (ширина полосы пропускания до 3 (Гц).

1.2.9 Методы параметрической диагностики

Методы параметрической диагностики по термогазодинамическим параметрам в основном используются для оценки технического состояния газового тракта ЦБН и ГВТ ГТУ и подразделяются на два класса: методы параметрического контроля и методы многофакторного диагностирования. Параметрический контроль предусматривает оценку эффективности функционирования ГПА по изменению ДП, интегрально оценивающему влияние всех неисправностей проточной части. В то же время многофакторное диагностирование подразумевает наряду с оценкой эффективности функционирования ГТУ и ЦБН в целом распознавание причин снижения эффективности и неисправностей, их определяющих. Переход к многофакторному диагностированию требует относительного увеличения числа ДП, а следовательно, и набора КП, подлежащих измерению.

Из вышеперечисленных методов контроля и диагностирования технического состояния ГПА параметрический метод является самым широко применяемым, потому что легко поддается математическому моделированию с помощью классических методов термогазодинамического описания процессов, происходящих в ГПА. Ни один из вышеуказанных методов на сегодняшний день не может достоверно математически описать контролируемый процесс. Поэтому в результате анализа существующих методов контроля и диагностики выбран параметрический метод по термогазодинамическим параметрам, актуальность которого до сих пор остаётся значимой.

Вибрационная диагностика является одним из самых дешевых видов диагностики оборудования, а так же самым доступным. Данные, полученные методом вибрационной диагностики доступны для общего пользования и проведения научных работ. Поэтому применение систем искусственного интеллекта в данной работе будет рассматриваться на примере метода вибрационной диагностики.

1.3 Классификация систем диагностики оборудования

Техническое обслуживание на основе состояния нефтегазового оборудования, базирующееся на мониторинге механических колебаний, успешно используется на промышленных предприятиях с непрерывными технологическими процессами с начала 70-х годов. Данный метод был очень быстро внедрен в производство с достижением большой экономии благодаря повышению степени использования производственного оборудования и соответствующего повышению производительности. С тех пор мониторинг состояния машинного оборудования широко распространился на промышленных предприятиях, использующих машины с вращающимися элементами.

Системы мониторинга и диагностики механических колебаний можно разделить на четыре группы по степени сложности, аппаратному оснащению и программному обеспечению.

Простая система мониторинга механических колебаний может быть реализована в виде комбинации несложного малогабаритного виброметра и стро-

боскопа. Для каждой машины может быть проведено сравнение общих уровней вибрации с установленными в стандартах нормами или с базовыми значениями вибрационных характеристик, определяемых пользователем индивидуально для каждой модели машины в конкретных точках контроля. Основное достоинство этой системы заключается в том, что не требуется затрачивать много времени на подготовку персонала по виброконтролю машин. Недостаток – обнаружение отклонений от нормального функционирования машины только при наличии существенных дефектов, которые трудно идентифицировать по результатам виброконтроля. Для определения причин увеличения вибрации машины можно использовать анализ изменения нескольких параметров вибрации (вибросмещения, виброскорости и виброускорения), результаты измерения их в разных частотных диапазонах и в разных точках контроля.

Оперативная система мониторинга механических колебаний может быть реализована с помощью переносных портативных анализаторов. Она позволяет проведение анализа спектров вибрации и ее временных реализаций на месте эксплуатации объекта контроля, проводить сразу оценку технического состояния подшипников и определять их дефекты. Неисправности машин определяются пользователем по диагностическим словарям. Система требует подготовки квалифицированного персонала и времени на определение причин повышенной вибрации.

Полустационарная система мониторинга и диагностики реализуется на базе персональной ЭВМ с разделением функций сбора данных на месте и обработки их в лаборатории. Недостаток системы – периодический контроль технического состояния. Как правило, отказы составных частей машин при стационарном их режиме работы редко имеют внезапный характер. От начала возникновения какой-либо неисправности и достижения ее развитой стадии (предельного состояния машины) проходит несколько недель и даже месяцев. Периодичность виброобследования машин следует уточнять по наработке на отказ наиболее слабого узла машины.

Системы непрерывной мониторинга и диагностики (стационарные) применяют для наиболее ответственных машин, отказ которых может привести к значительному снижению выпуска продукции, к дорогостоящим ремонтам, повышению опасности для жизни и здоровья работающих и населения. Из-за высокой стоимости одного канала вибрации (800-1200 долларов США) количество точек на объекте контроля часто ограничивают и, следовательно, очень сложно реализовать полную его диагностику. Поэтому эту систему обычно дополняют полустационарной системой.

В соответствии с требованиями нормативных документов машины оснащаются системами управления и контроля основных показателей режима их работы. На базе этих систем реализуется параметрическая система мониторинга и диагностики, которая дополняет виброакустическую систему.

В настоящее время на рынке предлагается различное отечественное и зарубежное программное обеспечение для систем мониторинга и диагностики, которые можно подразделить на четыре уровня.

Первый уровень – это наиболее простые и дешевые программы. Они позволяют создавать базы данных результатов виброконтроля машин предприятия и автоматизировать оценку технического состояния их составных частей по нормативным значениям вибрационных характеристикам.

Второй уровень – это системы, которые используют принцип заданных «порогов опасности» в определенных частотных полосах спектра вибрационных характеристик. В каждом частотном диапазоне можно задать до 6 – 8 полос различной ширины и с различными порогами опасности. Система оценивает – насколько велико превышение уровня вибрации, и в зависимости от его величины, выдает краткие сообщения. Одним из недостатков системы является то, что она использует очень простые правила диагнозов, которые не позволяют установить истинные причины изменения вибрационных характеристик. Например, превышение уровня на частоте вращения может быть вызвано не только дисбалансом.

Третий уровень систем диагностики машин позволяет обрабатывать не только их вибрационные характеристики, но и некоторые параметры режима работы. Параметры режима работы – одночисленные данные, поэтому легче поддаются обработке по сравнению с узкополосными спектрами вибрации. Нужно только учитывать то, что эти величины могут, как расти, так и убывать. Поэтому в системе предусматривают два уровня «порога опасности»: при увеличении параметра и при его снижении. Для обнаружения неисправностей по спектрам вибрации в системе используется набор пороговых уровней в виде «масок» для каждого объекта.

Четвертый уровень систем мониторинга и диагностики машин – экспертные системы. Работа экспертной системы начинается с того, что она нормирует все данные относительно рабочей скорости, чтобы исключить неверную интерпретацию полученных сведений. Затем система переходит к анализу «характерных особенностей». Особенности – это параметры, выделенные при настройке системы. Далее системой проводится проверка диагностических правил для объекта контроля (например, не стоит искать признаки износа зубчатой пары, если ее нет). Если правило подходит, то критерий неисправности применяется по всем собранным данным для конкретных объектов. Важнейшей особенностью экспертной системы является то, что она может использовать усложненную логику для определения диапазонов и обрабатывать данные по всей машине в целом, а не каждый спектр в отдельности.

1.4 Системы тестов и функционального диагноза.

Объект диагноза (ОД) представляют в виде устройства, имеющего входы и доступные для наблюдения выходы. Процесс диагноза представляет собой последовательность операций, каждая из которых предусматривает подачу на входы объекта некоторого воздействия и определения на выходах реакции на это воздействие. Такую элементарную операцию называют проверкой π . В ка-

честве выходов наблюдения могут служить основные или рабочие выходы системы, а также и дополнительные (контрольные) выходы.

Совокупность проверок, позволяющую решать какую-либо из задач диагноза, называют тестом: $T = \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n$. Под длиной теста L понимают число входящих в него проверок.

По назначению тесты делят на проверяющие и диагностические. Проверяющий тест T_{π} – это совокупность проверок, позволяющая обнаружить в системе любую неисправность из заданного списка (множества). Проверяющий тест решает задачи проверки исправности системы (в случае в список неисправностей включают все возможные в системе неисправности) и проверки работоспособности (в список включают только те неисправности, которые приводят к отказу системы).

Диагностический тест T_d – это совокупность проверок, позволяющая указать место неисправности с точностью до классов эквивалентных неисправностей. Он позволяет решать задачу поиска неисправностей.

Важной характеристикой процедур диагноза является полнота обнаружения неисправностей, задающая долю гарантированно обнаруживаемых неисправностей относительно всех заданных или рассматриваемых неисправностей объекта диагноза. Любая диагностическая процедура (а также и тест диагноза) обязательно связывается с определенным, строго фиксированным списком неисправностей, обнаружение которых обеспечивается при ее проведении. Это фактически определяет ограничение, накладываемое на процесс обнаружения неисправностей, и, в конечном итоге, определяет глубину диагноза.

По полноте обнаружения неисправностей различают одиночный, кратный и полный тесты. Одиночный тест обнаруживает в устройстве все одиночные повреждения входящих в него элементов. Кратный тест обнаруживает все возможные совокупности из k одиночных неисправностей элементов, причем тест кратности k должен фиксировать не только все совокупности из k одиночных неисправностей, но и все неисправности меньшей кратности, в том числе все одиночные неисправности. Полный тест обнаруживает неисправности любой

кратности. Использование того или иного теста определяется решаемой задачей диагноза. Так, при исследовании устройства, в котором неисправность возникла в процессе функционирования, как правило, используют одиночные тесты, так как вероятность возникновения одновременно нескольких неисправностей невелика. По сравнению с одиночными полные тесты имеют гораздо большую длину и поэтому требуют для испытания устройства больше времени. Их применяют при контроле устройств в процессе изготовления, когда вероятность одновременного существования нескольких повреждений повышается из-за дефектов комплектующих изделий и ошибок в монтаже и настройке.

В зависимости от длины различают тривиальный, минимальный и минимизированные тесты. Тривиальный тест, содержащий все возможные для данной системы проверки, имеет максимальную длину. Применение тривиального теста предусматривает полное моделирование работы устройства. Наименьшее число проверок имеет минимальный тест T_{\min} . Он обеспечивает решение заданной задачи диагноза, и не существует для данного устройства другого теста, который имеет меньшее число проверок.

Построение T_{\min} требует больших вычислений, поэтому на практике строят минимизированные тесты, имеющие длину, близкую к минимальным тестам.

С помощью теста строят процедуру диагноза, в основе которой лежит алгоритм диагноза, представляющий собой последовательность элементарных проверок, составляющих тест, и правила анализа результатов этих проверок. Алгоритм диагноза реализуется специальными устройствами, называемыми средствами диагноза. Взаимодействующие между собой объект диагноза и средства диагноза образуют систему диагноза.

В общем случае процесс диагноза представляет собой многократную подачу на объект определенных входных воздействий и многократное измерение и анализ ответов (выходных сигналов) на эти воздействия, которые могут поступать на входы объекта от средств диагноза или являться внешними (рабочими) сигналами, определяемыми рабочим алгоритмом функционирования

устройства. Измерение и анализ ответов объекта всегда осуществляется средствами диагноза.

Различают два вида систем диагноза. Система тестового диагноза предусматривает взаимодействие между средствами диагноза СД и объектом диагноза ОД. Схема такой системы представлена на рисунке 3. Тестовые воздействия ТВнаОД поступают только от СД. Поэтому как состав, так и последовательность подачи этих воздействий можно выбирать исходя из условий эффективной организации процесса диагноза. При этом каждое очередное воздействие можно назначать в зависимости от ответов О объекта на предыдущие воздействия. Воздействия в такой системе называют тестовыми.

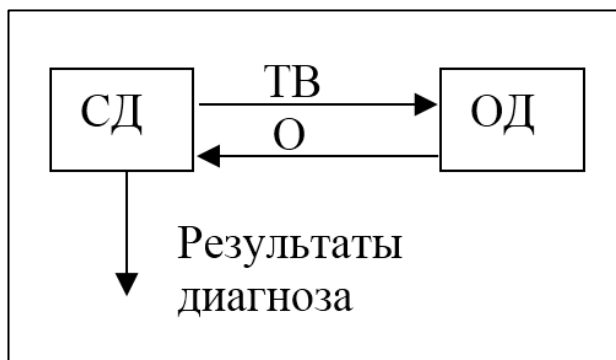


Рисунок 3 – Схема системы тестового диагноза

В системе функционального диагноза (схема представлена на рисунке 4) СД не формирует воздействий на ОД. На ОД и СД поступают только рабочие воздействия РВ, предусмотренные рабочим алгоритмом функционирования объекта. Система диагноза работает в процессе рабочего функционирования ОД и решает задачи проверки правильности функционирования и поиска неисправностей, нарушающих нормальное функционирование.

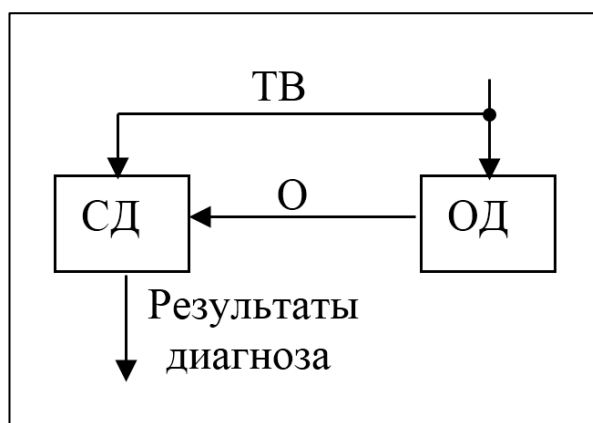


Рисунок 4 – Схема системы функциональной диагностики

В функциональной схеме системы тестового диагноза (рисунок 5) блок управления БУ служит для хранения алгоритма диагноза и управления работой средств диагноза. Источник воздействий ИВ вырабатывает воздействия a_j элементарных проверок, входящих в тест, и в соответствии с алгоритмом диагноза в определенной последовательности подает их через устройство связи УС на объект диагноза ОД, а также на модель объекта диагноза МОД. Блок МОД вырабатывает информацию о возможных технических состояниях объекта в виде возможных результатов b_j^* элементарных проверок, входящих в тест. Объект диагноза в ответ на воздействия a_j формирует фактические результаты b_j элементарных проверок, которые через устройство связи УС поступают на вход блока расшифровки результатов БРР. В этом блоке сравниваются результаты элементарных проверок, снимаемых с выходов ОД и формируемых МОД. Результат сравнения запоминается вБРР, после чего БУ назначает очередную элементарную проверку, входящую в тест. Если назначение очередной проверки зависит от результата предыдущей, то между блоками БРР и БУ устанавливается прямая связь (показана штриховой линией). После прохождения всего или части теста блок БРР формирует результаты диагноза.

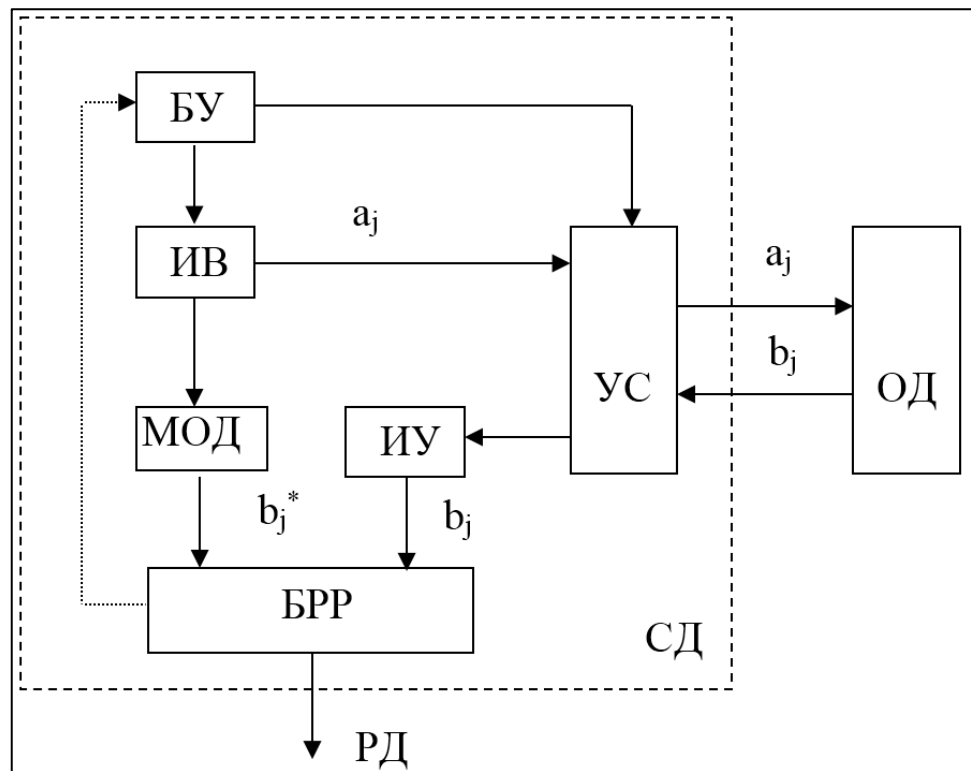


Рисунок 5 – Функциональная схема системы тестового диагноза

В функциональной схеме системы функционального диагноза (рисунок 6) рабочие воздействия a_j поступают на основные входы объекта ОД, с которого снимаются сигналы u_j управления средствами УС диагноза и сигналы b_j ответов ОД на воздействия a_j . Сигналы u_j управляют блоками БУ и МОД в зависимости от режима работы объекта, при этом на входы МОД поступают воздействия a_j . Между блоками БРР и ОД устанавливается прямая связь, если на систему диагноза возлагается защита объекта управления от неправильного воздействия со стороны ОД при его повреждениях.

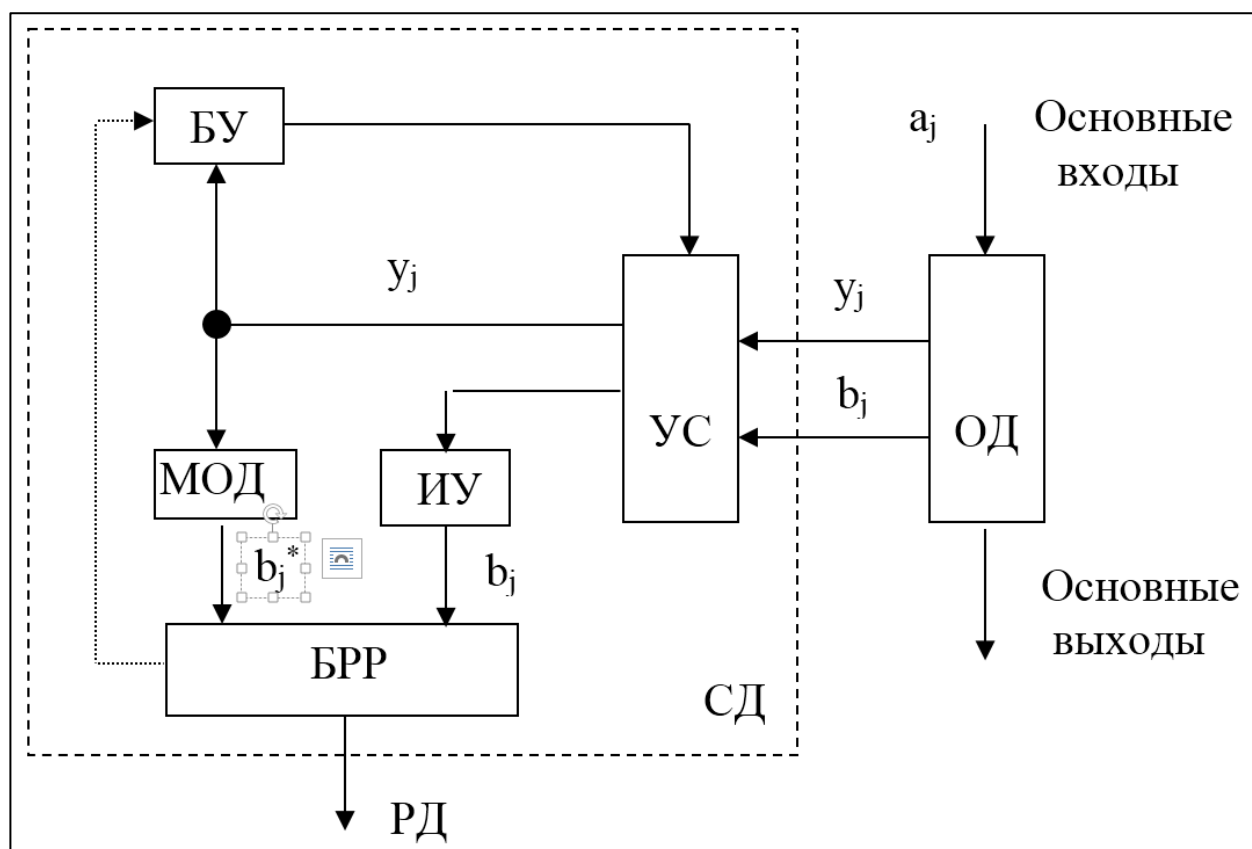


Рисунок 6– Функциональная схема системы функционального диагноза

В конечном итоге процедура диагноза сводится к сравнению работы идеального устройства (задаётся моделью ОД) и реального исследуемого устройства. Число неисправностей в реальном устройстве, как правило, велико, поэтому процедура диагноза сложна и требует большого числа измерительных и вычислительных операций. Для проведения процедуры диагноза требуется решение основных задач: выбор и построение модели ОД, синтез теста, построение алгоритма диагноза, синтез и реализация средств диагноза.

Выводы

В первой главе рассмотрена общая постановка задачи технической диагностики, определены цели оперативной диагностики, описаны и проанализированы системы тестов и функционального диагностирования. Представлен обзор методов неразрушающего контроля, применяемых в рамках технической диагностики для оценки дефектов и параметров состояния основных видов тех-

нологических машин и оборудования нефтегазового комплекса. Рассмотренные методы представляют интерес с точки зрения получения исходных данных для выполнения автоматизированной классификации состояния технологического оборудования. Решение такой задачи требует применения эффективных методов классификации, описание и анализ некоторых из них проведен в главе 2.

2 МЕТОДЫ КЛАССИФИКАЦИИ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СОСТОЯНИЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ ПРИ ДИАГНОСТИКЕ

В ходе диагностировании решаются задачи точного определения состояния, в котором находится система, или установления множества состояний, в одном из которых она находится. Это определяется тем, какая задача ставится при исследовании объекта диагноза.

Задача определения технического состояния технологического оборудования с использованием искусственных нейронных сетей и других методов интеллектуального анализа данных, рассматриваемых в работе, сводится к задаче классификации. В процессе решения поставленной задачи необходимо определить:

- набор входных переменных;
- метод формирования входных признаков x ;
- метод формирования обучающего правила y ;
- архитектуру классификатора
- метод обучения классификатора.

Для решения задачи классификации необходимо построить такой классификатор, который бы наилучшим образом строил отображение $F: x \rightarrow y$, обобщающее сформированный набор примеров $\{x_t, y_t\}$. Поиск такого классификатора или осуществляется при помощи одного или нескольких алгоритмов «обучения» [13].

2.1 Методы классификации на основе искусственных нейронных сетей

Биологическим прототипом математического аппарата искусственной нейронной сети являются клетки центральной нервной системы человека (ЦНС).

ЦНС является наиболее сложным и совершенным творением природы, обладающим широкими функциональными возможностями, высокой надёжностью, живучестью и гибкостью, способностью к функциональной перестройке, обучению и самоорганизации в условиях изменяющейся внешней среды. Все эти способности «биологических компьютеров», не имеющие пока аналогов в технике, базируются на свойствах, образующих их нейронных ансамблей и сетей [14]. Нейронные сети состоят из однотипных функциональных элементов — нейронов, объединённых между собой каналами синоптических связей в виде нервных волокон - аксонов и дендритов. При этом эффективность синоптических связей между нейронами может изменяться в зависимости от состояния внешней среды, что приводит к изменению функциональных свойств нейронных сетей в целом. Указанные изменения обеспечивают нейронным сетям способность к обучению, самонастройке, адаптации и самоорганизации для выполнения определённой полезной для организма функции [15,16]. С развитием идей кибернетики стремительно возрос интерес к изучению принципов организации и функционирования нейронных сетей мозга со стороны представителей технических наук, которые увидели в этих исследованиях источник новых идей и принципов построения эффективных систем обработки информации. Тот факт, что биологические системы имеют высокую степень эффективности, обеспечил интерес исследователей к задаче создания аналогов биологических нейронов в искусственных устройствах, основанных на принципах построения нейронных сетей.

Попытки сформулировать принципы организации и функционирования нейронных сетей биологических систем, а затем реализовать их в математических моделях и физических устройствах начались с опубликования пионерских работ У. Маккалока и У. Питтса в 1943 году.

Эволюция исследований в области нейронаук шла по пути расширения функциональных возможностей как отдельного нейроподобного элемента, так и строящихся на его основе нейроподобных сетей. Функциональной основой нейрокомпьютера является воспроизводимая им модель нейронной сети -

нейропарадигма. В настоящее время в мире разработаны и исследуются около сотни различных нейропарадигм. При этом немногим более десятка моделей нейронных сетей нашли практическое применение при построении нейрокомпьютерных систем.

К методологическим особенностям относятся:

- коннекционизм (функция нейронной сети определяется связями между элементами);
- обучение вместо программирования (значения весов связей для получения требуемой функции регулируют в процессе обучения, чтобы конкретные входы преобразовывались в целевые выходы);
- имитационная или аналитическая модель, массивы экспериментальных или экспертных данных, выступающих в качестве учителя (наличие массива выборок обучающих примеров или паттернов);
- распределённое представление и хранение информации в НС (каждый фрагмент данных распределён по многим элементам НС, каждый элемент нейронной сети участвует в представлении многих различных компонентов данных) и локальное считывание;
- искусственные нейронные сети являются универсальным аппроксиматором (универсальность методологии - стандартный способ решения многих нестандартных задач сводится к решению задач аппроксимации);
- свойства нейронов (элементов нейронной сети) полностью определены, а топология сетей - только частично (в результате наложения ограничений);
- функциональные структуры образуют одновременно и часто возбуждаемые нейроны, которые в процессе обучения связываются в «ассоциации клеток».

Нейронные сети можно применять для одномерного и многомерного анализа, должным образом сформировав множество независимых входов и зависящих от них выходов. Последовательность действий при решении задачи

классификации с помощью нейронных сетей показана на рисунке 7. Далее кратко рассмотрим некоторые моменты этой технологической цепочки.

На первом этапе выбираются базовые характеристики, которые определяют режим работы и состояние технологического оборудования. Формируется база данных.

На втором этапе определяется набор входных и выходных величин, производятся анализ и очистка базы данных.

На третьем этапе производится формирование образов, подаваемых непосредственно на выходы нейронной сети, с последующим созданием обучающих и тестовых множеств.

Архитектура искусственной нейронной сети зависит от поставленной задачи, в большинстве случаев используются сети типа многослойный персептрон.

На пятом этапе с использованием выбранных алгоритмов обучения производится обучение нейронной сети, или нескольких нейронных сетей.

Классификация (шестой этап) осуществляется по тому же принципу, что и формирование обучающей выборки.

Хотя многослойные сети прямого распространения широко применяются для классификации и аппроксимации функций, многие параметры ещё должны быть определены опытным путём. Существующие теоретические результаты дают лишь ориентиры в первом приближении для выбора этих параметров в практических приложениях.



Рисунок 7 – Блок схема решения задачи классификации на основе нейронных сетей

Существует множество спорных вопросов при проектировании сетей прямого распространения. В качестве примера приведены вопросы: о количестве слоёв, необходимых для данной задачи, сколько следует выбрать элементов в каждом слое, как сеть будет реагировать на данные, не включённые в обучающую выборку (какова способность сети к обобщению), и какой размер обучающей выборки необходим для достижения «хорошей» способности сети к обобщению [17,18].

Таким образом, для получения достоверных результатов проектирования нейронной сети, проведём сравнительный анализ многослойных персептронов с различным количеством скрытых слоёв и нейронов в скрытом слое.

2.2 Классификационные деревья решений

Деревья решений – это способ представления правил в иерархической, последовательной структуре. Для принятия решения о том, к какому классу отнести некоторый объект или ситуацию, требуется ответить на вопросы, стоящие в узлах дерева, начиная с его корня, т.е. каждый узел дерева включает проверку определенной независимой переменной. Иногда в узле дерева две независимые переменные сравниваются друг с другом или определяется некоторая функция от одной или нескольких переменных. Если результат сравнения в узле дерева имеет истинное значение, то осуществляется переход к правому узлу следующего уровня, если ложное - к левому узлу; затем снова следует сравнение, связанное с соответствующим узлом [19].

Если переменная, которая проверяется в узле, принимает категориальные значения, то каждому возможному значению соответствует ветвь, выходящая из узла дерева. Если значением переменной является число, то проверяется, больше или меньше это значение некоторой константы. Иногда область числовых значений разбивают на несколько интервалов. В этом случае выполняется проверка на попадание значения в один из интервалов.

Листья деревьев соответствуют значениям зависимой переменной, т. е. классам. Объект принадлежит определенному классу, если значения его независимых переменных удовлетворяют условиям, записанным в узлах дерева на пути от корня к листу, соответствующему этому классу.

Если какая-либо независимая переменная классифицируемого объекта не имеет значения, то возникает проблема, связанная с неопределенностью пути, по которому необходимо двигаться по дереву. В некоторых случаях пропущенные значения можно заменять значениями по умолчанию. Если такой подход неприемлем, то необходимо предусмотреть специальные способы обработки таких ситуаций (например, перемещаться по ветви, которая ведет к большему количеству объектов из обучающей выборки). Другой вариант обработки может быть связан с добавлением специальной ветви к узлу для пропущенных значений.

Деревья решений легко преобразуются в правила. В условную часть таких правил записывается условие, описанное в узлах дерева на пути к листу, в заключительную часть — значение, определенное в листе.

Популярность построения деревьев, структурирующих классифицирующие правила типа «ЕСЛИ ... ТО ...», связана с наглядностью их представления и простотой использования. В этой связи, большинство популярных систем интеллектуального анализа данных имеют в своем составе алгоритмы построения деревьев решений.

Общий принцип построения деревьев решений, основанный на методике «разделяй и властвуй», заключается в рекурсивном разбиении множества объектов из обучающей выборки на подмножества, содержащие объекты, относящиеся к одинаковым классам.

Метод деревьев решений (decisiontrees) является одним из наиболее популярных методов решения задач классификации и прогнозирования. Иногда этот метод DataMining также называют деревьями решающих правил, деревьями классификации и регрессии.

Как видно из последнего названия, при помощи данного метода решаются задачи классификации и прогнозирования.

Если зависимая, т.е. целевая переменная принимает дискретные значения, при помощи метода дерева решений решается задача классификации.

Если же зависимая переменная принимает непрерывные значения, то дерево решений устанавливает зависимость этой переменной от независимых переменных, т.е. решает задачу численного прогнозирования.

Впервые деревья решений были предложены Ховилендом и Хантом в конце 50-х годов прошлого века. Самая ранняя и известная работа Ханта и др., в которой излагается суть деревьев решений – «Эксперименты в индукции» – была опубликована в 1966 году. Атрибуты набора данных могут иметь как дискретное, так и числовое значение.

Алгоритм CART предназначен для построения бинарного дерева решений. Бинарные деревья также называют двоичными. Другие особенности алгоритма CART:

- функция оценки качества разбиения;
- механизм отсечения дерева;
- алгоритм обработки пропущенных значений;
- построение деревьев регрессии.

Каждый узел бинарного дерева при разбиении имеет только двух потомков, называемых дочерними ветвями. Дальнейшее разделение ветви зависит от того, много ли исходных данных описывает данная ветвь. На каждом шаге построения дерева правило, формируемое в узле, делит заданное множество примеров на две части. Правая его часть (ветвь right) - это та часть множества, в которой правило выполняется; левая (ветвь left) - та, для которой правило не выполняется.

Функция оценки качества разбиения

Функция оценки качества разбиения используется для выбора оптимального правила, - индекс Gini. Данная оценочная функция основана на идее уменьшения неопределенности в узле. Допустим, есть узел, и он разбит на два класса. Максимальная неопределенность в узле будет достигнута при разбиении его на два подмножества по 50 примеров, а максимальная определенность - при разбиении на 100 и 0 примеров.

При помощи этого индекса атрибут выбирается на основании расстояний между распределениями классов.

Если дано множество T , включающее примеры из n классов, индекс Gini, т.е. $gini(T)$, определяется по формуле:

$$Gini(c) = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2, \quad (2.1)$$

где c – текущий узел;

p_j – вероятность класса j в узле c ;

n – количество классов.

Правила разбиения

Алгоритм CART работает с числовыми и категориальными атрибутами. В каждом узле разбиение может идти только по одному атрибуту. Если атрибут является числовым, то во внутреннем узле формируется правило вида:

$$x_i \leq c. \quad (2.2)$$

Значение c в большинстве случаев выбирается как среднее арифметическое двух соседних упорядоченных значений переменной x_i обучающего набора данных. Если же атрибут относится к категориальному типу, то во внутреннем узле формируется правило $V(x_i)$ – некоторое непустое подмножество множества значений переменной x_i в обучающем наборе данных.

Механизм отсечения

Этим механизмом, имеющим название *minimalest-complexitytreepruning*, алгоритм CART принципиально отличается от других алгоритмов конструирования деревьев решений. В рассматриваемом алгоритме отсечение – это некий компромисс между получением дерева «подходящего размера» и получением наиболее точной оценки классификации. Метод заключается в получении последовательности уменьшающихся деревьев, но деревья рассматриваются не все, а только «лучшие представители».

Перекрестная проверка (*V-foldcross-validation*) является наиболее сложной и одновременно оригинальной частью алгоритма CART. Она представляет собой путь выбора окончательного дерева, при условии, что набор данных имеет небольшой объем или же записи набора данных настолько специфические, что разделить набор на обучающую и тестовую выборку не представляется возможным.

Итак, основные характеристики алгоритма CART: бинарное расщепление, критерий расщепления - индекс Gini, алгоритмы `minimalcost-complexitytreep pruning` и `V-foldcross-validation`, принцип «вырастить дерево, а затем сократить», высокая скорость построения, обработка пропущенных значений.

К наиболее популярным алгоритмам построения деревьев решений относятся ID3, C4.5, CART. Данные алгоритмы реализованы в пакете прикладного анализа данных StatsoftStatistica. В рамках работы был использован алгоритм C4.5, так как была показана его более высокая эффективность на наборе тестовых задач.

2.3 Метод опорных векторов

Пусть некоторые объекты принадлежат к одному из двух классов. Задача состоит в том, чтобы определить, к какому классу будут принадлежать новые наблюдения. В случае метода опорных векторов (SupportedVectorMachine) точка в пространстве рассматривается как вектор размерности p . Необходимо разделить данные точки гиперплоскостью размерности $(p-1)$. Такую плоскость назовем плоскостью классификатора. Данные могут быть разделены с помощью различных гиперплоскостей. Лучшая гиперплоскость - гиперплоскость, при построении которой разделение и разница между 2 классами максимально.

Рассмотрим в качестве примера данные на плоскости, гиперплоскость в данном случае – просто прямая. Проведем любую прямую, она разделит точки на 2 множества. Выберем прямую, максимально далеко проходящую от точек, таким образом, что расстояние от нее до ближайшей точки с каждой стороны будет максимальным. Если такая прямая существует, то ее называют гиперплоскостью максимальной разности и линейным классификатор, ее определяющий, соответственно классификатор максимальной разности или персептрон оптимальной стабильности (устойчивости) [20]. Пример приведен на рисунке 8.

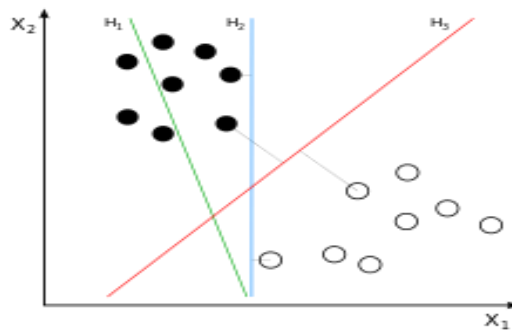


Рисунок 8— H_1 , H_2 , H_3 – гиперплоскости. H_3 – гиперплоскость максимальной разности

Данный подход может быть обобщен и на многомерный случай.

2.3.1 Теоретический базис метода опорных векторов

Даны наблюдения для обучения D , набор состоящий из n объектов, имеющих p параметров:

$$D = \{(x_i, y_i) | x_i \in \mathbb{R}^p, y_i \in \{-1, 1\}\} \quad n_{i=1}, \quad (2.3)$$

где y_i принимает значения -1 или 1 , определяя, какому классу принадлежит каждая точка x_i .

Каждая точка x_i – это вектор размерности p . Требуется найти гиперплоскость максимальной разности, которая разделяет наблюдения $y_i = 1$ от $y_i = -1$.

Используя знания аналитической геометрии, любую гиперплоскость можно записать как множество точек x , удовлетворяющих условию:

$$w \cdot x - b = 0, \quad (2.4)$$

где $w \cdot x$ – скалярное произведение нормали к гиперплоскости на вектор x .

Параметр $\frac{b}{\|w\|}$ определяет смещение гиперплоскости относительно начала координат вдоль нормали w .

Если обучающие данные являются линейно разделимыми, мы можем выбрать две гиперплоскости таким образом, что они отделят данные и точек между ними не будет. Затем, пытаются максимизировать расстояние между ними.

Области, ограниченной 2 гиперплоскостями называется «разностью». Эти гиперплоскости могут быть описаны уравнениями:

$$\begin{aligned} w \cdot x - b &= 1; \\ w \cdot x - b &= -1. \end{aligned} \tag{2.5}$$

Используя геометрическую интерпретацию, находим расстояние между этими гиперплоскостями.

Для того чтобы дистанция была максимальной, минимизируем $\|w\|$.

Чтобы исключить все точки из полосы, мы должны убедиться для всех наблюдений справедливо:

$$\begin{aligned} w \cdot x - b &\geq 1 \text{ для } x_i \text{ из первого класса;} \\ w \cdot x - b &\leq -1 \text{ для } x_i \text{ из второго класса.} \end{aligned} \tag{2.6}$$

Эквивалентно:

$$y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1 \text{ для } 0 \leq i \leq n. \tag{2.7}$$

Далее аналитическим решаем задачу оптимизации:

$$\begin{aligned} \|w\| &\rightarrow \min; \\ y_i(w \cdot x_i - b) &\geq 1 \text{ для } 0 \leq i \leq n. \end{aligned} \tag{2.8}$$

Задача оптимизации представленная выше, трудно разрешима, так как она зависит от нормы w , которая включает в себя квадратный корень.

Однако задачу можно упростить, заменив на $\frac{1}{2} \|w\|^2$ (коэффициент $1/2$ используются для математического удобства) без изменения решение (не менее оригинальные и модифицированные уравнения имеют одинаковый w и b) .

Это квадратичная задача оптимизации. Более точно, нужно найти минимум:

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 \rightarrow \min \quad (2.9)$$

При ограничениях:

$$y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1 \text{ для } 0 \leq i \leq n. \quad (2.10)$$

Путем введения множителей Лагранжа, задача с ограничениями может быть выражена как задача без ограничений:

$$\min_{w,b} \max_{\alpha \geq 0} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(w \cdot x_i - b) - 1] \right\}. \quad (2.11)$$

Мы ищем седловую точку. При этом, все точки которые могут быть отделены $y_i(w \cdot x_i - b) > 1$ не имеют значения, поскольку мы должны установить соответствующее нулю.

Задача может быть решена с помощью квадратичного программирования.

«Стационарность» по Куна-Такеру означает, что решение может быть выражено как линейная комбинация обучающих векторов:

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i. \quad (2.12)$$

Только несколько множителей α_i будет больше 0.

Соответствующий x_i – опорный вектор, который лежит на краю и выражен как $y_i(w \cdot x_i - b) = 1$.

Из этого следует, что опорные вектора также удовлетворяют:

$$w \cdot x_i - b = \frac{1}{y_i} = y_i \leftrightarrow b = w \cdot x_i - y_i. \quad (2.13)$$

Последнее позволяет определить смещение b .

На практике применяют усреднение N_{sv} по всем опорным векторам:

$$b = \frac{1}{N_{sv}} \sum_{i=1}^{N_{sv}} w \cdot x_i - y_i. \quad (2.14)$$

2.3.2 Метод опорных векторов для случая с несколькими классами

Метод опорных векторов в случае существования нескольких классов

Данный метод предназначен для классификации объектов в случае нескольких (больше двух) классов.

Доминирующий подход - переход от задачи классификации на множества классов к множественной задаче разбиения на 2 класса. Общие методы для такого перехода включают:

Построение бинарных классификаторов, которые различают:

- один класс от остальных (один-против-всех);
- один класс от другого (один-против-одного).

Классификация новых объектов, используя подход один-против-всех, осуществляется путем стратегии - победитель получает все. Классификатор, с самым высоким значением функции выхода, присваивает новый объект к определенному классу (важно, что выход функции может быть прокалиброван для получения сопоставимых оценок).

Для подхода один-против-одного, классификация производится с использованием стратегии - максимум-голосов победит, в которой каждый классификатор присваивает объект к одному из двух классов.

Класс с большинством голосов определяет, какой класс определить объект.

2.4 Экспертная система классификации на нечеткой логике

Одна из ключевых тенденций современной науки связана со сложностью изучаемых объектов. Если раньше исследователи могли анализировать лишь точно описываемые явления и процессы с малым числом переменных, то с развитием теоретического знания и информационных технологий появилась возможность исследования нового класса систем, получивших общее название – сложные технические системы, к которым относятся и системы мониторинга технического состояния технологического оборудования.

При всей важности классических математических моделей и методов, используемых при построении таких систем, строгость этих моделей и методов является принципиальным ограничением их применения. Это связано с трудностями идентификации состояний сложных объектов и управления ими.

Поэтому для построения систем мониторинга и управления сложными нелинейными, плохо формализуемыми объектами часто применяют устройства и алгоритмы управления, выполненные на основе методов нечеткой логики (фаззи–логики). Также использование данных методов позволяет избежать построения эталонных значений параметров вибрации, температуры и др., характерных для традиционных систем вибродиагностики. Методы нечеткой логики принципиально отличаются от обычных классических методов автоматики «человеческим» подходом и «человеческими» приемами решения задач управления.

Теория нечетких множеств, основные идеи которой были предложены американским математиком Лотфи Заде, позволяет описывать качественные, неточные понятия и наши знания об окружающем мире, а также оперировать этими знаниями с целью получения новой информации. Основанные на этой теории методы построения информационных моделей существенно расширяют традиционные области применения компьютеров и образуют самостоятельное

направление научно–прикладных исследований, которое получило специальное название – нечеткое моделирование.

Одним из наиболее значительных достижений искусственного интеллекта стала разработка мощных компьютерных систем, получивших название «экспертных» или основанных на «знаниях» систем.

Под экспертной системой (ЭС) понимается программа, которая использует знания специалистов (экспертов) о некоторой конкретной узко специализированной предметной области и в пределах этой области способна принимать решения на уровне эксперта-профессионала [21].

Осознание полезности систем, которые могут копировать дорогостоящие или редко встречающиеся человеческие знания, привело к широкому внедрению и расцвету этой технологии в 80-е, 90-е годы прошлого века. Основу успеха ЭС составили два важных свойства:

- в ЭС знания отделены от данных, и мощность экспертной системы обусловлена в первую очередь мощностью базы знаний и только во вторую очередь используемыми методами решения задач;
- решаемые ЭС задачи являются неформализованными или слабо формализованными и используют эвристические, экспериментальные, субъективные знания экспертов в определенной предметной области.

Основными категориями решаемых ЭС задач являются: диагностика, управление (в том числе технологическими процессами), интерпретация, прогнозирование, проектирование, отладка и ремонт, планирование, наблюдение (мониторинг), обучение.

Обобщенная схема ЭС приведена на рисунке 9. Основу ЭС составляет подсистема логического вывода (преимущественно в ЭС используются подсистемы логического вывода, однако могут быть применены и другие, например, системы нечеткого вывода), которая использует информацию из базы знаний (БЗ), генерирует рекомендации по решению искомой задачи. Чаще всего для представления знаний в ЭС используются системы продукций и семантические сети.

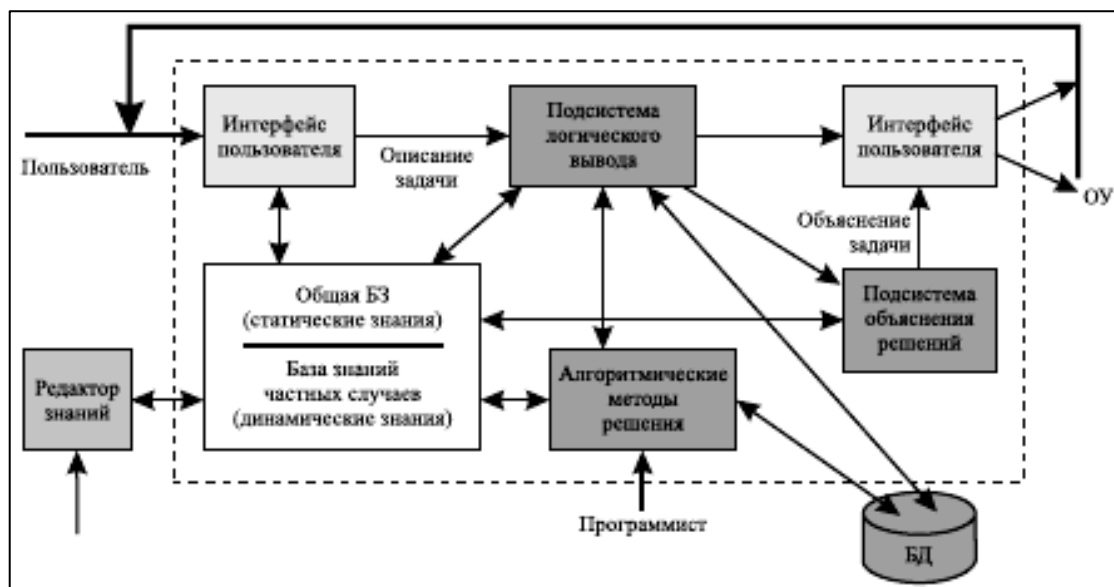


Рисунок 9 – Структура экспертной системы

Обязательными частями любой ЭС являются также модуль приобретения знаний и модуль отображения и объяснения решений. В большинстве случаев, реальные ЭС в промышленной эксплуатации работают также на основе баз данных (БД). Только одновременная работа со знаниями и большими объемами информации из БД позволяет ЭС получить неординарные результаты, например, поставить сложный диагноз (медицинский или технический), открыть месторождение полезных ископаемых, управлять ядерным реактором в реальном времени.

В развитых странах мира интенсивно ведутся работы по практическому внедрению нечетких контроллеров и регуляторов, по созданию интеллектуальных систем управления на их основе, экспертных систем с нечеткой логикой в промышленную и непромышленную сферу. К настоящему времени известно множество практических применений нечетких контроллеров и систем управления. По мнению экспертов, в ближайшие годы около 70% всех разработок по интеллектуальным системам будут основываться на нечеткой логике [22]. Несмотря на различные архитектурные решения и связанное с этим различное быстродействие разработанных и разрабатываемых в настоящее время программно-аппаратных средств обработки нечетких знаний, всех их объединяет

ориентация на реализацию одной из возможных модификаций алгоритмов нечеткого логического вывода, а именно – композиционного вывода. Этот алгоритм эффективно применяется в системах нечеткого управления динамическими объектами, функционирующих по принципу регулятора. При этом совершенно не охватывается обширный класс систем, основанных на принятии решений и ситуационном управлении.

Нечеткая экспертная система – экспертная система, которая для вывода решения использует вместо булевой логики совокупность нечетких функций принадлежности и правил [22]. Антецедент правила (предпосылка правила) описывает, когда правило применяется, в то время как заключение (следствие правила) назначает функцию принадлежности к каждому из выведенных значений переменных. Большинство инструментальных средств, работающих с нечеткими экспертными системами, позволяют применять в правиле несколько заключений. Совокупность правил в нечеткой экспертной системе известна как база знаний. В общем случае вывод решения происходит за три (или четыре) шага.

1. С помощью функций принадлежности, определенных на входных переменных, вычисляются их фактические значения и определяется степень уверенности для каждой предпосылки правила.

2. Используя процедуру вывода, вычисляется значение истинности для предпосылки каждого правила, которое применяется к заключению каждого правила. В результате этого каждой переменной вывода для каждого правила назначается одно значения из нечеткого подмножества значений.

3. Используя композицию, все нечеткие подмножества, назначенные для каждой выходной переменной объединяются вместе и формируется единственное нечеткое подмножество значение для каждой выводимой переменной.

4. Наконец, необязательный процесс точной интерпретации, который используется тогда, когда полезно преобразовывать нечеткий набор значений выводимых переменных к точным значениям.

Алгоритмы нечеткого вывода

Все системы с нечеткой логикой функционируют по одному принципу: показания измерительных приборов фаззифицируются, обрабатываются и дефаззифицируются (рисунок 10). К настоящему времени существует ряд алгоритмов нечеткого вывода (НВ). Некоторые из них получили наибольшее применение в системах нечеткого вывода. К их числу относятся алгоритмы: Мамдани, Цукамото, Ларсена, Сугено и другие. [22]

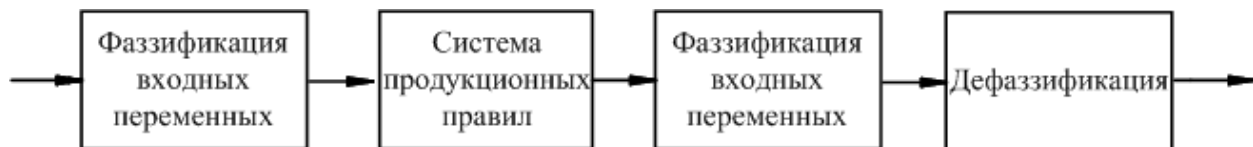


Рисунок 10 – Общая схема реализации алгоритмов нечеткого вывода

Алгоритм Мамдани является одним из первых, который нашел применение в системах нечеткого вывода. Нечеткий логический вывод по алгоритму Мамдани выполняется по нечеткой базе знаний, в которой значения входных и выходной переменных заданы нечеткими множествами. Он определяется следующим образом:

1. Переход к нечеткости (фаззификация). Для терм-множеств предпосылок каждого правила $l = \overline{1, k}$, $k=17$ находятся значения функций принадлежности $a_i = \mu_i(x_j) \in [0,1]$ (x_j – входная ЛП, входящая в правило, i – количество предпосылок в правиле), в качестве которых принимаются трапецеидальные функции.

2. Нечеткий вывод. Для каждого правила находятся усеченные функции принадлежности терм-множеств ЛП вывода

$$\mu_{bk}^*(x_b) = \bigwedge_{x_b} (a_i, \mu_{bi}(x_b)). \quad (2.15)$$

3. Композиция. Производится объединение полученных усеченных функций. В результате получается нечеткое подмножество для лингвистической переменной выхода с функцией принадлежности:

$$\mu_{\Sigma}(x_B) = \bigvee_{x_B} [\mu_{\epsilon 1}^*(x_B), \mu_{\epsilon 2}^*(x_B), \dots, \mu_{\epsilon k}^*(x_B)] . \quad (2.16)$$

4. Дефаззификация. Четкое значение выходной переменной определяется как центр тяжести результирующей функции принадлежности комбинированного нечеткого множества:

$$\bar{x}_B = \int_{\Omega} x_B \mu_{\Sigma}(x_B) dx_B / \int_{\Omega} \mu_{\Sigma}(x_B) dx_B , \quad (2.17)$$

где Ω – область определения $\mu_{\Sigma}(x_B)$.

В настоящее время появляется множество алгоритмов с использованием других технологий искусственного интеллекта: обучаемый нечеткий вывод, системы на нечеткой логике с использованием генетических алгоритмов, которые применяются для поиска требуемой конфигурации термов, и правил [23].

Выводы

В главе 2 сформулирована постановка задачи классификации, решение которой необходимо для определения состояния технологического оборудования по данным мониторинга и результатам неразрушающего контроля. Ввиду сложности рассматриваемой задачи и существенного объема данных, которые должны быть обработаны, для решения этой задачи предложено использовать методы интеллектуального анализа данных. Дано описание методов анализа данных, которые широко и успешно применяются при решении задач классификации в различных отраслях. Описан математический аппарат соответствующих подходов: искусственных нейронных сетей, метода опорных векторов,

нечеткой классификации и классификационных деревьев. Также рассмотрена общая схема построения экспертной системы для автоматизированной классификации состояния технологических машин и оборудования при их диагностике.

3 ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ КЛАССИФИКАЦИИ СОСТОЯНИЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ

Первостепенной задачей, преследуемой при проведении технического диагностирования, является обеспечение оптимального качества эксплуатации и достижения высокого значения критерия – наработки на отказ [24,25]. Также под оптимальным качеством эксплуатации стоит понимать экономические критерии и критерии, позволяющие оптимизировать показатель надежности для системы в целом, что рассмотрено в работах [26,27]. Очевидно, что непредвиденные отказы оборудования приводят к необходимости проведения текущего или капитального ремонта оборудования и, как следствие, остановке технологических процессов на время проведения указанных ремонтных работ, снижению коэффициента использования оборудования.

3.1 Обзор автоматических и автоматизированных систем определения технического состояния технологического оборудования

В настоящее время в нефтегазодобывающих компаниях Российской Федерации вопрос оперативной диагностики (распознавания состояния технической системы) состояния технологического оборудования стоит особенно остро и актуально в условиях борьбы за снижение себестоимости производственного процесса добычи нефти из недр пластовых залежей. Компоновка большинства технологических установок предполагает использование цифровых станций управления [28]. Станции управления комплектуются средствами автоматического срабатывания, которые автоматически приводятся в действие, если показания параметров функционирования технологического оборудования выходят за пределы уставок.

Одновременно с этим инженерно-технический работник производит наблюдение за показаниями параметров технологического оборудования. Типичной является ситуация, когда наступление неисправности технологического оборудования или неблагоприятная тенденция развития ситуации определяется

инженерно-техническим работником исходя из его собственного жизненного опыта. Естественно, что нередкими являются случаи, когда оператор не справляется с «информационным валом» (как правило, в одном цехе находится от 200 до 300 единиц технологических машин и оборудования в постоянной эксплуатации), и вслед за неисправностью наступает полный отказ оборудования со всеми вытекающими отсюда неблагоприятными последствиями [29]. Следовательно, актуальной задачей является разработка и исследование методов для автоматизации описанного процесса определения состояния технологического оборудования. Далее рассмотрены некоторые существующие системы диагностирования технического состояния на предприятиях нефтегазового комплекса.

3.1.1 Устройство для диагностирования состояния скважинного глубиннонасосного оборудования

Устройство используется в области нефтедобычи. Предназначено для автоматического сбора, анализа и хранения информации о работе скважин, оборудованных штанговыми глубиннонасосными установками (ШГНУ), а также электроцентробежными насосами (ЭЦН).

Схема устройства для диагностирования состояния скважинного глубиннонасосного оборудования представлена на рисунке 11.

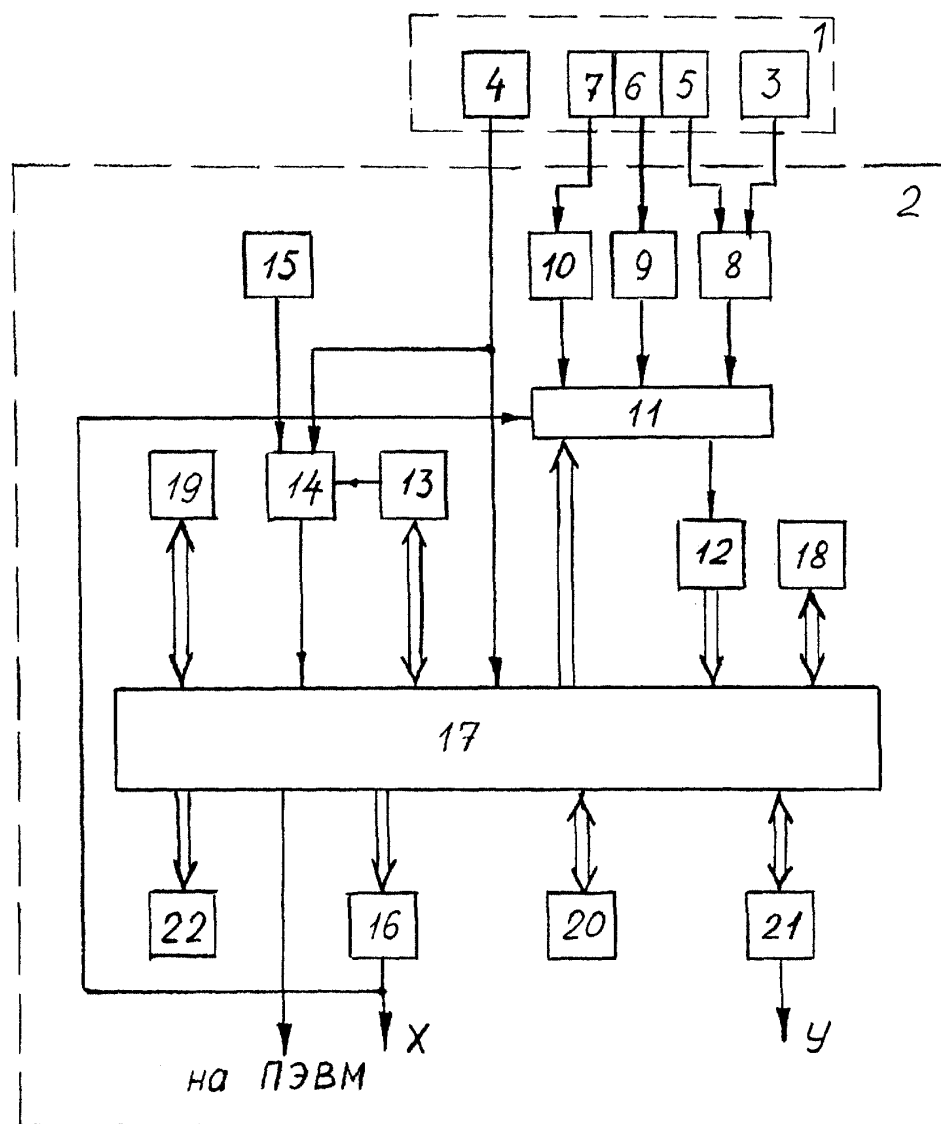


Рисунок 4 – Схема устройства для диагностирования состояния скважинного глубиннонасосного оборудования

Для проведения диагностирования технического состояния штанговой глубиннонасосной установки все датчики устанавливают в соответствующем месте на дневной поверхности скважины, выходы датчиков подключают к входу вторичного прибора, на соответствующие тракты измерения блока регистрации 2.

Режим работы устройства выбирают с помощью клавиатуры 18. Запись информации о техническом состоянии ШГНУ производят в течение одного или кратного количества циклов работы установки. Рабочий цикл определяют по

интервалу времени между двумя «мертвыми» точками положения балансира ШГНУ.

При снятии динамограммы, характеризующей работу насоса, в блоке регистрации 2 в оперативно-запоминающем устройстве 20 задается область, в которую будет заноситься информация о работе насоса, а также заносятся данные: N куста, N скважины, длина хода и период хода полированного штока. Затем запускают отсчет времени в блоке временной задержки 13, после чего запускают станок-качалку на несколько периодов, полированный шток при этом совершает возвратно-поступательное движение, как следствие - датчики усилия 3 и хода 4 полированного штока начинают формировать сигналы. По истечении времени задержки, после того, как ШГНУ вошла в установившийся режим работы, автоматически или с дистанционного пульта оператора запускается режим измерения, и сигнал с датчика усилий 3 поступает на усилитель 8 и далее через мультиплексор 11, который осуществляет коммутацию имеющихся аналоговых сигналов, - на вход аналого-цифрового преобразователя 12, а с него - на порт микропроцессорного контроллера 17. В это же время сигнал с датчика положения 4 также поступает на вход микропроцессорного контроллера 17 и на вход блока запуска измерений 14. При этом датчик положения 4 установлен на полированном штоке станка-качалки таким образом, чтобы синхронизирующий сигнал запуска измерения микропроцессорного контроллера 17 вырабатывался в блоке запуска измерений 14 только тогда, когда канатная подвеска находится в крайнем нижнем положении. По этому сигналу контроллер 17 начинает измерять время одного качания и усилие между траверсами подвески штанг. Обработка постоянно поступающей в цикле измерения информации о времени и усилии осуществляется в контроллере 17 в соответствии с заданной программой, поступающей из программного блока управления 19. После прихода с датчика положения второго синхронизирующего сигнала по цепи датчик положения 4 - блок запуска измерений 14 - контроллер 17 - генератор 16 синусоидальных колебаний информация автоматически выводится на графический индикатор 22, заносятся в память оперативно-запоминающего устройства 20 все необ-

ходимые уровни нагрузок и единичная динамограмма. При этом развертка динамограммы по оси X осуществляется по сигналу с генератора синусоидальных колебаний 16, период колебаний которого соответствует периоду одного качания. На экране графического индикатора 22 отображается одиночная динамограмма (фиг. 2), по которой определяют вес штанг $P_{шт}$, вес штанг плюс жидкости $P_{шт+ж}$, минимальный (P_{min}) и максимальный (P_{max}) вес штанг, а также длину хода. Значения нагрузок в цифровом виде заносятся в протокол промысловых испытаний с фактическими нагрузками за период одного цикла. По полученной одиночной динамограмме в соответствии с программой, заданной программным блоком управления 19, автоматически прямо на скважине рассчитываются величина среднего дебита, утечки в клапанах насоса, производительность насоса.

3.1.2 Системы контроля за состоянием глубинно-насосного оборудования «СИДДОС».

Программно-аппаратный комплекс «СИДДОС», разработанный Томским НПО «СИАМ», предназначен для контроля и измерения рабочих характеристик штанговых глубинных насосов: силовых нагрузок в различных положениях погруженного штока, длины хода, числа качаний, наличия утечек в глубинном оборудовании, динамограммы работы насоса. Данные измерений записываются в энергонезависимую память электронного блока и далее могут быть:

- выведены на термопечатающее устройство в виде динамограммы и цифрового отчета;
- переданы в компьютерную базу данных по проведенным исследованиям.

Телединамометрическая система контроля, разработанная Московским нефтяным институтом, представляет собой датчики усилия и перемещения, стационарно устанавливаемые на балансирах СКН. Система фиксирует деформацию балансира в процессе работы СКН, пропорциональную возникающим в глубинном оборудовании нагрузкам. Информация о состоянии глубинного оборудования регистрируется в процессе обхода скважин путем подключения вто-

ричного электронного прибора к штепсельному разъему стационарного датчика с последующей передачей в компьютер и созданием необходимой базы данных. При наличии кабельной или радиосвязи система предусматривает возможность дистанционного контроля за состоянием глубинного оборудования централизованно, с пульта диспетчера.

3.1.3 Способ получения забойной информации о частоте вращения вала турбобура

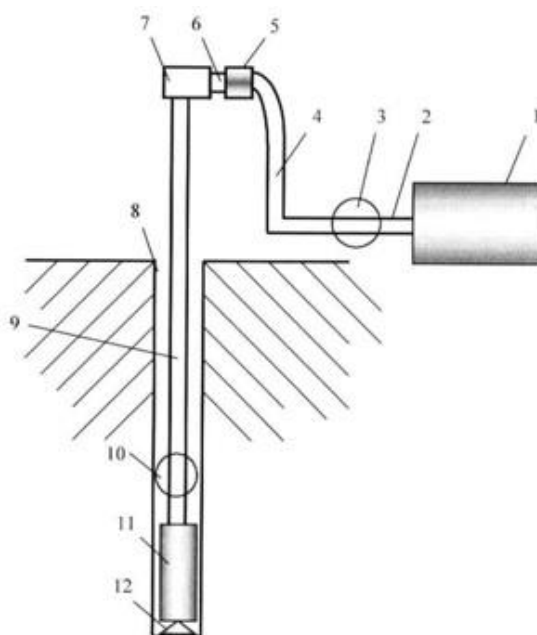


Рисунок 12– Схема турбобура

Данное изобретение относится к нефтяной промышленности, в частности к бурению скважин, и может быть использовано для контроля частоты вращения вала турбобура и для управления процессом бурения. Техническим результатом является повышение надежности контроля частоты вращения вала турбобура и управление процессом бурения. Способ получения забойной информации о частоте вращения вала турбобура содержит следующие операции: дополнительно размещают наземный резонатор в нагнетательной линии бурового насоса и вращающийся глубинный резонатор над турбобуром. При этом осуществляется: генерирование широкополосного спектра звуковых частот буро-

вым насосом в нагнетательную линию; перераспределение энергии частот в спектре, генерируемом буровым насосом, в диапазон низких частот наземным резонатором; генерирование широкополосного спектра звуковых частот вращающимся глубинным резонатором, жестко соединенным с валом турбобура, в полость бурильной колонны; периодическое перераспределение энергии звуковых частот в спектре, генерируемом турбобуром, в диапазон низких звуковых частот вращающимся глубинным резонатором пропорционально частоте вращения вала турбобура.

3.2 Классификация состояний технологического оборудования с использованием систем на нечеткой логике

Методика построения системы нечеткого вывода для мониторинга технического состояния металлообрабатывающего оборудования заключается в следующем.

При большом количестве факторов, характеризующих функционирование технологического оборудования, реализация классифицирующих систем на основе нечеткой логики становится трудно реализуемой задачей. Поэтому выполняется классификация входных лингвистических переменных. Они разбиваются на 2 основные группы:

1. Лингвистические переменные, характеризующие параметры вибросигнала.
2. Лингвистические переменные, характеризующие параметры процессов, реализуемых на технологическом оборудовании.

В результате экспертного опроса технологического персонала в группе 1 выделены две подгруппы (рисунок 12):

- 1) изменение спектрального состава вибрации, включающие лингвистические переменные – «среднеквадратическое значение (СКЗ) виброускорения» и «частота»;

2) уровни вибрации, включающие лингвистические переменные: «пиковое значение виброускорения», «пиковое значение огибающей виброускорения» и «СКЗ огибающей виброускорения».

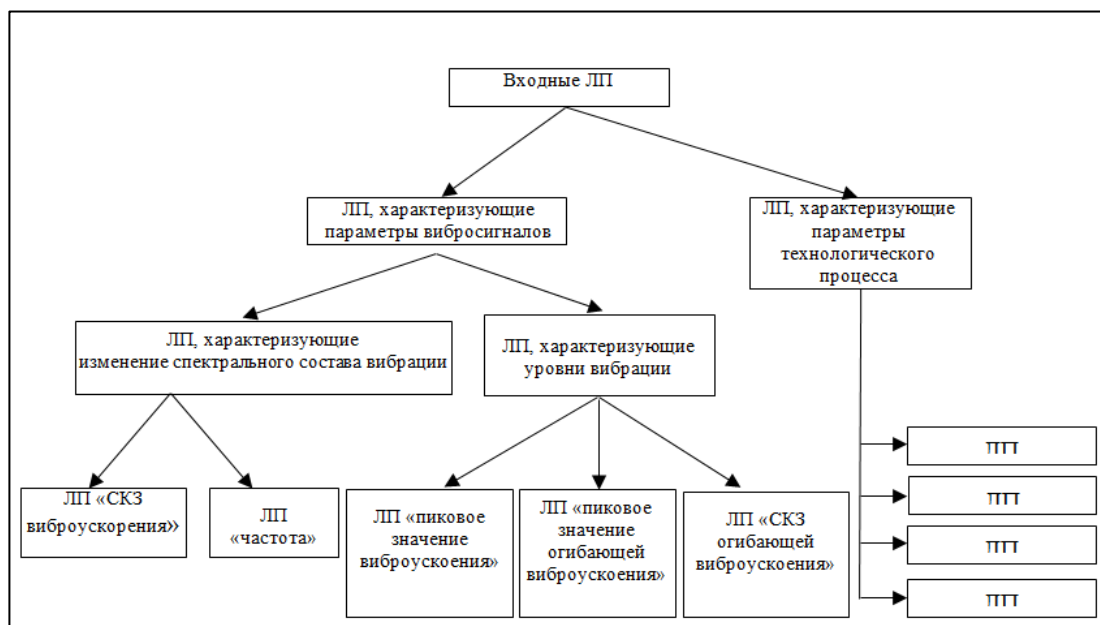


Рисунок 12 – Классификация входных лингвистических переменных

В группу 2 экспертами включены лингвистические переменные: «волнистость», «точность», «некруглость» и «шероховатость». Но так как задачей рассматриваемой системы на основе нечеткой логики является определение отклонение состояния технологического оборудования от нормального, а не распознавание вида неисправности, то все лингвистические переменные, характеризующие качество изделия можно объединить в одну «Отклонение качества изделия».

В качестве выходной принята лингвистическая переменная «отклонение технического состояния технологического оборудования от нормального».

Количество термов каждой лингвистической переменной принято, равным трем, так как человеку трудно оперировать с их большим количеством. К тому же, как показали эксперименты, проведенные на тестовых данных, этого вполне достаточно для решения поставленной задачи.

Для использования в моделях принятия решений информации, формализованной на основе теории нечетких множеств, необходимы процедуры

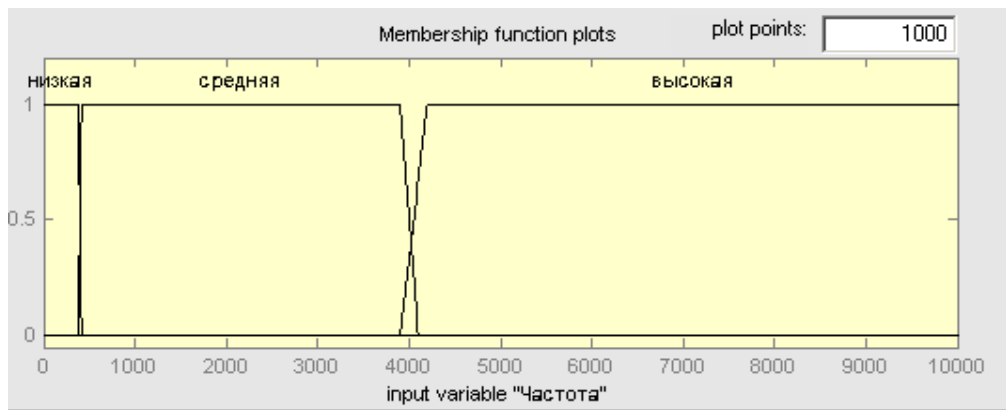
построения соответствующих функций принадлежности. Построение функций принадлежности нечетких множеств является важным компонентом в задачах принятия решений. От того насколько адекватно построенная функция отражает знания эксперта или экспертов зависит качество принимаемых решений. Для слабоформализованных задач существуют два способа получения исходных данных – непосредственный и как результат обработки четких данных. В основе обоих способов лежит необходимость субъективной оценки функций принадлежности нечетких множеств.

Для реализации СНВ необходимо построение функций принадлежности входных нечетких переменных $\mu(x_i) \in [0,1]$, $i = 7$, $x_i \in X_i$ – значения нечетких переменных. Все входные нечеткие переменные характеризуются тремя значениями {«нижнее», «среднее», «верхнее»}, имеющими в каждом конкретном случае свои специфические для выражающих их переменных наименования. Построение этих функций связано с обработкой экспертных данных.

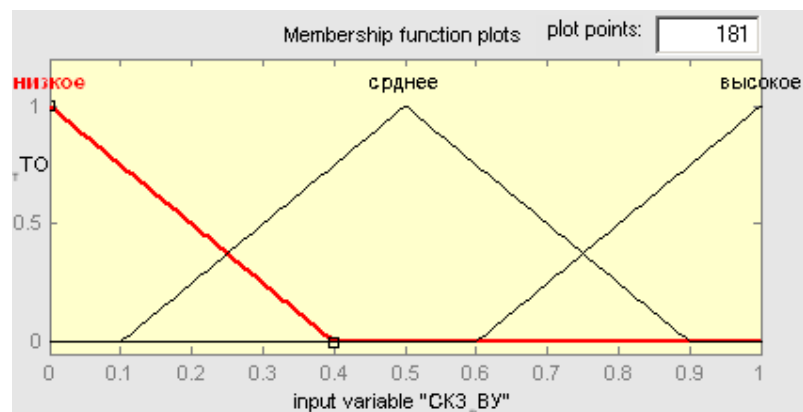
Вид функций принадлежности выбирается исходя из простоты их представления и вычисления при условии обеспечения требуемого качества мониторинга. Окончательно он устанавливается на основе предположений о свойствах этих функций и специфики неопределенности ситуаций, возникающих на объектах мониторинга

Вид функций принадлежности выбирается исходя из простоты их представления и вычисления при условии обеспечения требуемого качества мониторинга. Окончательно он устанавливается на основе предположений о свойствах этих функций и специфики неопределенности ситуаций, возникающих на объектах мониторинга.

Для всех нечетких переменных известны лишь интервальные ограничения и наиболее допустимые значения. В этом случае нечетких переменных можно характеризовать треугольной или трапецеидальной функцией принадлежности (рисунок 13). Такая аппроксимация, обладая относительной простотой, позволяет отбраковывать второстепенные для функционирования оборудования факторы. Это важно, так как количество их велико.



а)



б)

Рисунок 13 – Трапецеидальная (а) и треугольная (б) функции принадлежности

Следующим этапом в построении системы классификации состояний технологического оборудования на основе нечеткой логики является создание правил вывода (продукций) на основе множества лингвистических переменных и их термов (нечетких переменных).

База знаний, сформированная специалистами предметной области (технологическим персоналом) в виде совокупности нечетких предикатных правил имеет вид:

1. Если (СКЗ виброускорения высокое) Или (Пиковое значение виброускорения высокое) Или (Пиковое значение огибающей виброускорения высокое) Или (СКЗ огибающей виброускорения высокое) Или (Отклонение качества детали высокое) То (Отклонение состояния ТО высокое).

2. Если (СКЗ виброускорения среднее) И (Отклонение качества детали среднее) То (Отклонение состояния ТО высокое).
3. Если (Пиковое значение виброускорения среднее) И (Отклонение качества детали среднее) То (Отклонение состояния ТО высокое).
4. Если (Пиковое значение огибающей виброускорения среднее) И (Отклонение качества детали среднее) То (Отклонение состояния ТО высокое).
5. Если (СКЗ огибающей виброускорения среднее) И (Отклонение качества детали среднее) То (Отклонение состояния ТО высокое).
6. Если (Отклонение качества детали высокое) То (Отклонение состояния ТО высокое).
7. Если (Частота Не низкая) И (Пиковое значение виброускорения среднее) То (Отклонение состояния ТО среднее).
8. Если (Если СКЗ виброускорения среднее) И (Частота Не низкая) То (Отклонение состояния ТО среднее).
9. Если (СКЗ виброускорения среднее) И (Частота низкая) И (Пиковое значение виброускорения низкое) И (Пиковое значение огибающей виброускорения низкое) И (СКЗ огибающей виброускорения низкое) И (Отклонение качества детали низкое) То (Отклонение состояния ТО среднее).
10. Если (СКЗ виброускорения низкое) И (Частота средняя) И (Пиковое значение виброускорения низкое) И (Пиковое значение огибающей виброускорения низкое) И (СКЗ огибающей виброускорения низкое) И (Отклонение качества детали среднее) То (Отклонение состояния ТО среднее).
11. Если (СКЗ виброускорения низкое) И (Частота низкая) И (Пиковое значение виброускорения среднее) И (Пиковое значение огибающей виброускорения низкое) И (СКЗ огибающей виброускорения низкое) И (Отклонение качества детали низкое) То (Отклонение состояния ТО среднее).
12. Если (СКЗ виброускорения среднее) И (Частота низкая) И (Пиковое значение виброускорения низкое) И (Пиковое значение огибающей виброускорения низкое) И (СКЗ огибающей виброускорения среднее) И (Отклонение качества детали низкое) То (Отклонение состояния ТО среднее).

13. Если (СКЗ виброускорениянизкое) И (Частота~~Н~~енизкая) И (Пиковое значение виброускорениянизкое) И (Пиковое значение огибающей виброускорениясреднее) И (СКЗ огибающей виброускорениянизкое) И (Отклонение качества детали низкое) То (Отклонение состояния ТО среднее).

14. Если (СКЗ виброускорениянизкое) И (Частота высокая) И (Пиковое значение виброускорениянизкое) И (Пиковое значение огибающей виброускорениянизкое) И (СКЗ огибающей виброускорениясреднее) И (Отклонение качества детали низкое) То (Отклонение состояния ТО среднее).

15. Если (СКЗ виброускорениянизкое) И (Частота низкая) И (Пиковое значение виброускорениянизкое) И (Пиковое значение огибающей виброускорениясреднее) И (СКЗ огибающей виброускорениянизкое) И (Отклонение качества детали низкое) То (Отклонение состояния ТО низкое).

16. Если (СКЗ виброускорениянизкое) И (Частота низкая) И (Пиковое значение виброускорениянизкое) И (Пиковое значение огибающей виброускорениянизкое) И (СКЗ огибающей виброускорениясреднее) И (Отклонение качества детали низкое) То (Отклонение состояния ТО низкое).

17. Если (СКЗ виброускорениянизкое) И (Частота низкая) И (Пиковое значение виброускорениянизкое) И (Пиковое значение огибающей виброускорениянизкое) И (СКЗ огибающей виброускорениянизкое) И (Отклонение качества детали низкое) То (Отклонение состояния ТО низкое).

При составлении правил необходимо уделить особое внимание их непротиворечивости (не конфликтности). В данном случае использован метод приоритетности правил – значащим в конфликтной ситуации является то правило, приоритет которого выше.

На заключительном этапе построения системы классификации состояний технологического оборудования на основе нечеткой логики определяется метод дефаззификации выходной переменной. В качестве такого метода используется метод центра тяжести.

Результаты моделирования системы классификации состояний технологического оборудования на основе нечеткой логики представлены на рисунках 14 и 15.

Данная система нечеткого вывода позволяет определять лишь отклонения в работе оборудования от нормального функционирования. Однако, если выбранные входные переменные свидетельствуют об определённых видах неполадок и множества параметров, описывающих данные неполадки, могут быть разделены (степень их пересечения не превышает допустимого для диагностирования порога), то представленная система классификации состояний технологического оборудования на основе нечеткой логики, не претерпевая значительных структурных изменений, может быть использована и для распознавания вида неполадки.

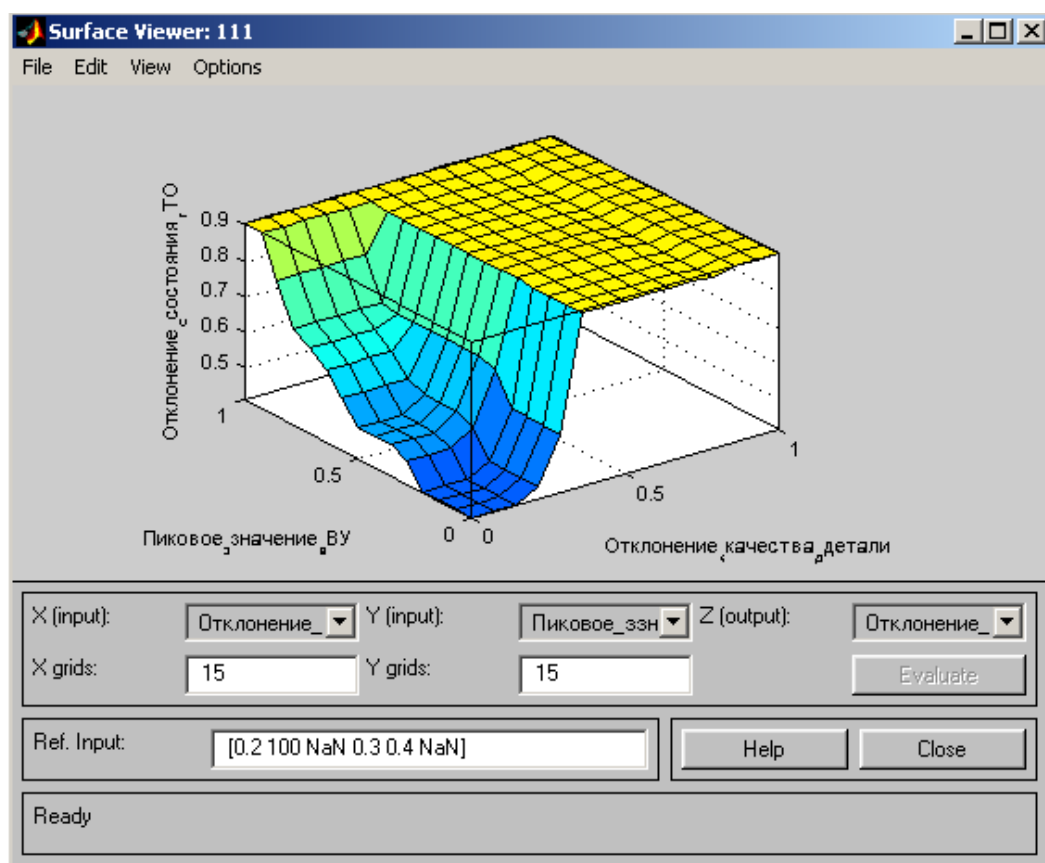


Рисунок 14 – Функция отклонения состояния технологического состояния в зависимости от двух лингвистических переменных

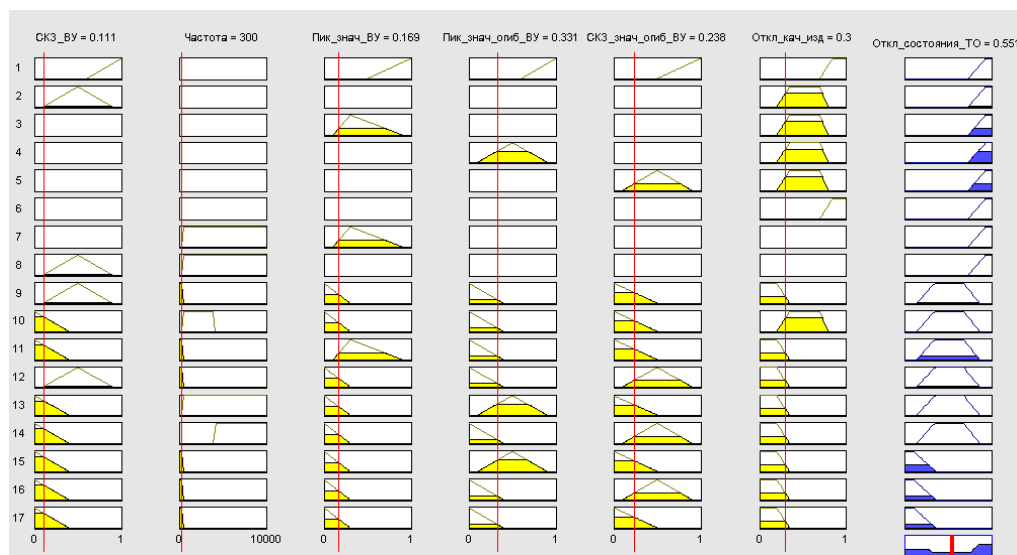


Рисунок 15 – Экранная форма с результатами работы модели системы классификации состояний технологического оборудования на основе нечеткой ЛОГИКИ

Рассмотренная подсистема вибродиагностики даёт только общую оценку технического состояния оборудования, не уточняя род неисправности. Для определения конкретного вида дефекта потребуется, во-первых, значительное увеличение как нечётких переменных, так и правил вывода, что заметно скажется на скорости работы, а во-вторых, внесение серьёзных изменений в саму структуру системы. Наряду с этим, не гарантируется устойчивость работы подсистемы при подаче неоговорённых входных данных.

Все эти недостатки можно устранить, применив в качестве системы вывода искусственную нейронную сеть.

3.3 Вибродиагностика технологического оборудования с применением искусственных нейронных сетей

В общем случае система диагностики оборудования по спектрам вибраций состоит из следующих основных блоков (рисунок 16):

- источник вибросигналов (ИВ);
- блок преобразования (БП);
- блок обработки информации о техническом состоянии (БОИТ);

- блок вывода диагностической информации (БВИ).

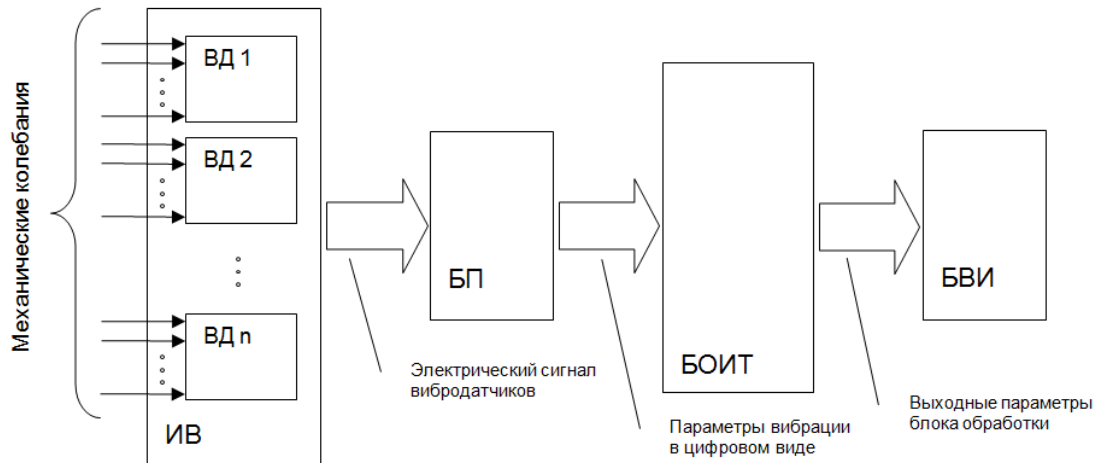


Рисунок 16 – Структура системы вибродиагностики.

В качестве источника вибросигналов в подавляющем большинстве случаев выступает система вибродатчиков (ВД). Вибродатчик – прибор, формирующий на выходе электрический сигнал, форма и характеристики которого соответствует исследуемым механическим колебаниям.

Блок преобразования – устройство или комплекс устройств, предназначенных для перевода исходного сигнала вибродатчиков в удобный для цифровой обработки формат. Это может быть персональный компьютер с установленной звуковой картой и необходимым программным обеспечением, или, в случае необходимости повышения точности, последовательность узконаправленных аналоговых устройств, реализующих функции аналог-цифрового преобразования, разложения в ряд Фурье и т.д.

Блок обработки информации о техническом состоянии – блок, служащий для собственно определения технического состояния диагностируемого оборудования по заранее заданным правилам; главный объект автоматизации. В качестве этого блока может служить система ИИ: экспертная система нечёткого вывода, как было описано выше, или нейронная сеть, обученная на диагностику ряда неисправностей.

Блок вывода диагностической информации – устройство или ряд устройств для окончательного вывода сведений о неисправностях диагностиру-

емого оборудования. В роли этого блока может выступать экран ПК, принтер для формирования отчётов, или электронный архив.

Предлагаемая к рассмотрению в рамках данной работы система ориентирована на диагностику определённых неисправностей, а именно:

- небаланс масс ротора;
- расцентровка;
- задевания;
- дефекты подшипников скольжения;
- дефекты подшипников качения;
- дефекты редукторов и мультипликаторов;

Рассмотрим особенности перечисленных дефектов. Для решения задачи вибродиагностики с применением нейронной сети необходимо первым делом сформировать обучающую выборку. Обучающая выборка – это набор входных векторов вида $X\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, в соответствие которым поставлены выходные вектора $D\{d_1, d_2, \dots, d_m\}$, где n и m – количество нейронов во входном и выходном слое сети. Входные вектора X поочерёдно подаются на вход сети, а выход её сравнивается с заданным парным входному выходным вектором D , затем параметры сети корректируются таким образом, чтобы сократить различие между фактическим и желаемым выходом сети.

В качестве параметров x_1, x_2, \dots, x_n входных векторов X в рамках данной работы предлагается взять амплитуды гармоник с наиболее значимыми частотами спектра вибрации. Выходными векторами D в таком случае будут вектора с шестью элементами (по числу диагностируемых неисправностей) вида $\{d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6\}$, в которых не равным нулю будет лишь тот элемент, номер которого соответствует номеру неисправности: 1 – небаланс масс ротора, 2 – расцентровка, 3 – задевания и затирания, 4 – дефект подшипника скольжения, 5 – дефект подшипника качения, 6 – дефект зубчатой передачи.

Исходя из этого, можно построить матрицу входных векторов X (таблица 1) и матрицу выходных векторов D (таблица 2)

Таблица 1 – Матрица входных векторов для нейросетевой системы классификации

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}	X_{14}	X_{15}	X_{16}	X_{17}	X_{18}	X_{19}	X_{20}
	25	50	75	100	150	200	250	300	350	400	450	500	550	600	650	700	750	800	850	900
1	0	7	0	1	2	1.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	12	1	8	0	2	5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	8	1	5	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	6	0	7.5	3	1.5	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	4	0	2.5	1	1	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	2	0	3.5	1	0.75	0.25	0.25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	4	7.5	3.5	7.5	5	7.5	4.5	3	4	3	1.5	1	0	0	0	0	0	0	0	0
8	1	6	2	6.5	3.5	5	3	2	4	1.5	2	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0
9	3	12	3	8	4	6	3.5	3	5	2	3	1	1.5	0	0	0	0	0	0	0
10	2.79	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	5.01	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	2.68	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	3.68	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	5	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	5	3	0	0	4.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	5	3	0	1.5	4	2	1	0.75	1	3	4.5	2	0	0	0	0	0	0	0	0
17	7	6	6	3	2	4	5	4	3	2	1	2	1.5	0.5	0	0	0	0	0	0
18	0	0.5	0	0	0	0	1	0.5	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
19	0	1	0.75	1	0.5	0	0	0	1	2	0	0	0	1	2	5	3	6	7	6
20	0.2	0.75	0.8	1.5	1	2	1.5	1	1	2.3	1.5	2	1	3	2	4	9	13	10	12

Таблица 2 – Матрица входных векторов для нейросетевой системы классификации

	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6
1	1	0	0	0	0	0
2	1	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0
4	0	1	0	0	0	0
5	0	1	0	0	0	0

6	0	1	0	0	0	0
7	0	0	1	0	0	0
8	0	0	1	0	0	0
9	0	0	1	0	0	0
10	0	0	1	0	0	0
11	0	0	0	1	0	0
12	0	0	0	1	0	0
13	0	0	0	1	0	0
14	0	0	0	1	0	0
15	0	0	0	0	1	0
16	0	0	0	0	1	0
17	0	0	0	0	1	0
18	0	0	0	0	0	1
19	0	0	0	0	0	1
20	0	0	0	0	0	1

Диагностика технического состояния оборудования, вообще говоря, является задачей распознавания образов: всё пространство неисправностей заранее разбито на классы, в соответствие которым поставлены области в пространстве технических параметров. Искусственная нейронная сеть обучается таким образом, чтобы соотносить входной вектор значений из пространства параметров определённому классу в пространстве неисправностей, а для этой задачи хорошо подходит многослойный персептрон.

Многослойный персептрон (MLP) – сеть прямого распространения, в которой каждый нейрон текущего слоя связан со всеми нейронами предыдущего.

Количество входных и выходных элементов нейронной сети определяется условиями задачи. В данном случае очевидно, что входной слой должен содержать 20 нейронов, по количеству компонентов входных векторов X , а выходной слой – 6 нейронов, по количеству классов диагностируемых неисправностей. Рекомендаций по составу и количеству промежуточных слоёв не существует, эти параметры определяются опытным путём. Так, в процессе разработки и обучения сети было выяснено, что оптимальной структурой является двуслойный персептрон с двадцатью нейронами в промежуточном слое. Входной слой

нейронов не учитывается, т.к. он служит только для передачи информации на последующие слои и не производит никаких действий.

Структура нейронной сети для решения задачи вибродиагностики промышленного оборудования представлена на рисунке 17.

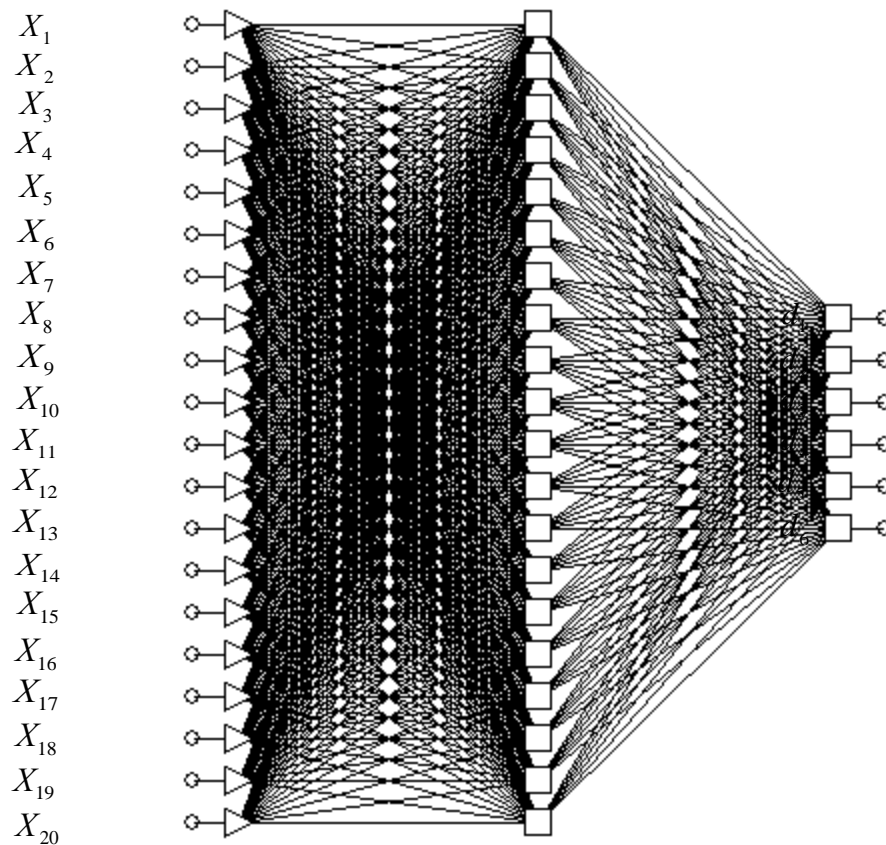


Рисунок 17 – Структура нейронной сети для классификации состояний технологического оборудования

Описанную выше сеть предлагается обучить по алгоритму обратного распространения ошибки. Это алгоритм градиентного спуска, минимизирующий суммарную квадратичную ошибку:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^P \sum_i (d_k^i - y_k^i)^2 \quad (3.1)$$

где i – номер выхода нейронной сети.

Основная идея алгоритма обратного распространения ошибки состоит в том, чтобы вычислять чувствительность ошибки сети к изменениям весов. Для этого нужно вычислить частные производные от ошибки по весам. Пусть обучающее множество состоит из P образцов, и входы k -го образца обозначены через $\{X_{i..k}\}$. Вычисление частных производных осуществляется по правилу цепи: вес входа i -го нейрона, идущего от j -го нейрона, пересчитывается по формуле:

$$\Delta W_{ij} = -\varepsilon * \sum_{k=1}^P \frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} = -\varepsilon * \sum_{k=1}^P \frac{\partial E_k}{\partial V_k^i} * \frac{\partial V_k^i}{\partial W_{ij}} = -\varepsilon * \sum_{k=1}^P \delta_k^i * x_k^i, \quad (3.2)$$

где ε - длина шага в направлении, обратном к градиенту.

Если рассмотреть отдельно k -ый образец, то соответствующее изменение весов равно:

$$\Delta W_{ij} = -\varepsilon * \frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} = -\varepsilon * \delta_k^i * x_k^i. \quad (3.3)$$

Множитель δ_k^i вычисляется через аналогичные множители из последующего слоя, и ошибка, таким образом, передается в обратном направлении.

Для выходных элементов получим:

$$\delta_k^i = -\frac{\partial E_k}{\partial v_k^i} = -\frac{\partial E_k}{\partial x_k^i} * \frac{\partial x_k^i}{\partial v_k^i} = -(d_k^i - x_k^i) f'(v_k^i). \quad (3.4)$$

Для скрытых элементов множитель δ_k^i определяется как:

$$\delta_k^i = -\frac{\partial E_k}{\partial v_k^i} = -\sum_h \frac{\partial E_k}{\partial v_k^h} \frac{\partial v_k^h}{\partial v_k^i}, \quad (3.5)$$

Обучение построенной сети по алгоритму обратного распространения даёт хорошие результаты: ошибка сети достигает минимума в течение примерно 800 эпох. График изменения ошибки сети и результат её работы на исходных данных приведены на рисунках 18 и 19:

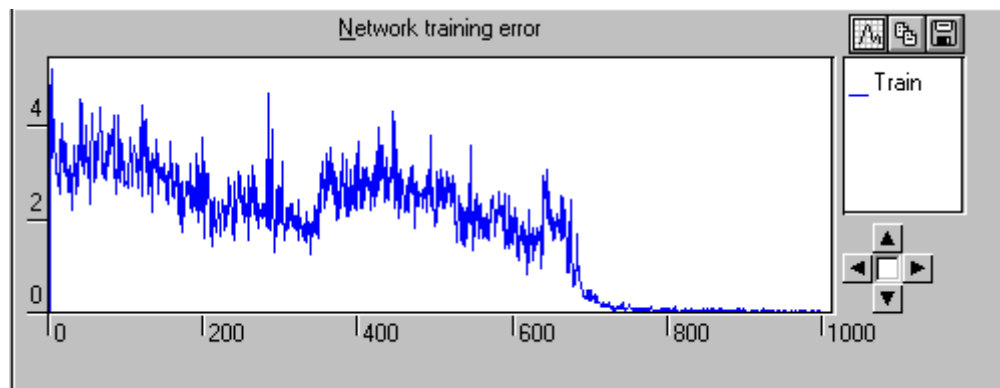


Рисунок 18 – График изменения ошибки

Outputs shown		Variables	Run	<-Data Set		
RMS Error		Train 0.0191	Verify 0	Test 0		
	a21	a22	a23	a24	a25	a26
01	0.9763588	0.03546	0.003833	0.05529	0.000507	0.0005449
02	0.9853371	0.03081	0.001203	0.04158	0.002626	0.0001022
03	0.9856219	0.02019	0.000803	0.03251	0.001136	0.0001847
04	0.01912	0.9785744	0.003618	0.03977	0.002224	0.0006265
05	0.01685	0.9707827	0.0005259	0.04194	0.003732	0.0001144
06	0.02162	0.9386962	0.002451	0.076927	0.002984	0.0007312
07	0.01183	0.01546	0.9993721	0.003019	0.0009866	0.0002994
08	0.00786	0.00731	0.9996185	0.0009286	0.0007142	4.775e-05
09	0.005876	0.005271	0.9998548	0.009917	0.0007412	0.0003916
10	0.04344	0.04359	0.0036912	1.082123	0.001495	0.0002072
11	0.004657	0.0184	0.001421	1.021021	0.000837	0.0002306
12	0.01898	0.0272	0.001789	1.043065	0.001486	0.0001392
13	0.02803	0.04216	0.00319	1.065651	0.001523	0.0001367
14	0.01215	0.01718	0.001616	1.02741	0.000724	0.0004396
15	0.02793	0.04338	0.00357	0.06661	1.001345	0.0001608
16	0.00364	0.005459	0.0004536	0.00305	0.9991737	7.563e-05
17	3.196e-05	0.0001489	0.0002563	0.0004486	0.9994831	2.461e-06
18	0.02062	0.02468	0.001673	0.04216	0.001521	1.000005
19	0.01045	0.0007078	0.0006839	0.01097	0.0004473	1.000037
20	0.00858	0.002645	0.0009135	0.006211	0.0008665	1.00035

Рисунок 19 – Результат работы сети.

Сравнение приведённого результата работы сети с матрицей выходных параметров обучающей выборки наглядно демонстрирует, что сеть корректно распознаёт типы неисправностей по характерным гармоникам спектра.

3.4 Сравнительные экспериментальные исследования алгоритмов классификации технического состояния технологического оборудования

Исследование эффективности рассмотренных подходов состояло в проведении серии экспериментов и статистической оценки получаемых результатов.

При проведении экспериментов использовалась следующая схема: общее число серий экспериментов для каждого исследуемого метода составляло 10, в каждой серии экспериментов оценка формуле (3.6) рассчитывались пять раз.

Таким образом, общее количество проведенных запусков для оценки эффективности каждого из подходов составило 50.

При этом в каждой серии экспериментов выполнялось новое случайное разделение выборки на обучающую и тестовую в соотношении 66% и 34% от исходной выборки. Для проверки статистической значимости результатов проводилась проверка методом ANOVA при уровне значимости 0,05.

3.3.1 Предварительная оценка эффективности рассматриваемых алгоритмов

Для оценки эффективности рассматриваемых в работе алгоритмов и выбора значений параметров, обеспечивающих в среднем лучшую эффективность, было проведено предварительное исследование на тестовых наборах данных.

Описание тестовых задач приведено в таблице 3. Наборы данных взяты из UCI Machine Learning Repository [30]. Данные тестовые задачи и соответствующие наборы данных широко используются для оценки эффективности алгоритмов классификации.

Таблица 3 - Описание тестовых наборов данных

№	Наименование набора данных	Общий объем выборки	Количество атрибутов
1	Iris	150	4
2	Wine	178	13
3	Glass	214	10
4	Credit Australia-1	690	14
5	CreditGermany	1000	20
6	LiverDisorder	345	6

В качестве критерия эффективности алгоритмов использовалась оценка доли верно классифицированных примеров из тестовой выборки, рассчитываемая по следующей формуле:

$$P = \frac{\text{Число верно классифицированных примеров тестовой выборки}}{\text{Общее число примеров в тестовой выборке}} \cdot 100\%. \quad (3.6)$$

Результаты решения тестовых задач приведены в таблице 4.

Таблица 4 - Результаты решения тестовых задач 1-6

Метод классификации	Номер тестового набора данных					
	1	2	3	4	5	6
Многослойный персептрон	98,8	97,1	94,5	80,2	72,5	67,4
Нечеткий классификатор	92,6	93,1	89,1	78,4	68,5	62,8
Деревья решений	93,6	91,8	92,4	77,6	68,6	62,7
Метод опорных векторов	98,4	96,4	97,5	83,2	72,5	71,4

В качестве критериев эффективности рассматриваемых подходов использовались оценок, рассчитанная по формуле (3.6).

После проведения предварительных исследований на наборе тестовых задач, были определены наилучшие в среднем на тестовом множестве параметры алгоритмов классификации. Данные параметры были использованы при проведении численных исследований на реальных данных.

Результаты проведенных исследования на задачах с реальными данными представлены в таблице 5. Надежность классификации определялась по формуле (3.6). выборка наблюдений разбивалась на обучающую и тестовую – в таблице приведены результаты для тестовой выборки, позволяющие оценить качество построенного классификатора состояний без привязки к использованным обучающим данным. Полученные результаты усреднялись по 20 классификаторам, построенным каждым методом с помощью подхода кросс-проверки (т.е. 20 кратного переразбиения выборки).

Таблица 5 - Результаты статистических исследований эффективности алгоритмов на наборе реальных данных

	Надежность классификации состояния технологического оборудования			
	Нечеткий классификатор	Деревья решений	Метод опорных векторов	Нейронная сеть
Классификация состояний УЭЦН по данным вибродиагностики и мониторинга параметров установки	0,818	0,796	0,902	0,920
Классификация состояний турбоагрегатов (Приложение А)	0,862	0,806	0.852	0.895

Результаты исследований демонстрируют, что нейросетевой подход оказывается эффективнее, чем большинство других исследуемых подходов на множестве использованных тестовых задач, сравнимые результаты показывает метод опорных векторов. Для исследуемого метода и метода на основе радиальных базисных функций результаты статистически не различимы при заданном уровне значимости. В целом в среднем на тестовых функциях метод основанный на применении искусственных сетей подход оказывается на 10% эффективнее остальных подходов.

Выводы

В рамках данной главы описаны апробация и исследования эффективности методов классификации состояний технологического оборудования на основе данных мониторинга параметров, получаемых методами неразрушающего контроля, в том числе вибродиагностики. Отдельно рассмотрена апробация

нейросетевого метода и метода, основанного на использовании нечеткой логики, показана применимость этих подходов, выполнено построения соответствующих классификаторов и получены результаты решения рассматриваемых задач. В рамках общего исследования методов проведена предварительная оценка их эффективности на наборе тестовых задач и на задаче классификации состояний технологических машин и оборудования. Показано, что на рассматриваемом множестве задач наиболее эффективными являются нейросетевой подход, метод опорных векторов и нечеткий классификатор, настройка которого, однако, представляет собой отдельную трудную задачу. В целом, именно данные подходы (как по-отдельности, так и совместно) могут быть использованы в качестве алгоритмического ядра эффективных автоматизированных информационных систем определения состояний оборудования в рамках комплексной диагностики и системы обслуживания по техническому состоянию.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения выпускной квалификационной работы были рассмотрены следующие задачи и получены результаты:

1. Выполнен аналитический обзор основных методов технической диагностики технологического оборудования нефтегазового комплекса, рассмотрены возможности получения исходной информации для классификации состояний технологического оборудования с использованием различных средств и методов неразрушающего контроля.

2. Сформулирована задача автоматизированной классификации состояний технологического оборудования нефтегазового комплекса на основе информации полученной различными методами неразрушающего контроля, в том числе по результатам виброизмерений.

3. Описаны методы интеллектуального анализа данных, которые могут быть использованы в качестве алгоритмического базиса для автоматизированной системы классификации состояний технологического оборудования при проведении диагностики.

4. Выполнен анализ и описана структура экспертной системы, применение которой позволит в автоматизированном режиме определять состояние технологического оборудования на основе информации, получаемой от датчиков и сенсоров систем мониторинга и неразрушающего контроля.

5. Рассмотренные в рамках квалификационного исследования методы апробированы для решения частных и набора тестовых задач технической диагностики. Подробно рассмотрены и получены результаты для автоматизированной классификации состояний технологического оборудования с использованием нечетких классифицирующих систем и систем, использующих математический аппарат искусственных нейронных сетей.

6. Проведены численные сравнительные исследования эффективности рассматриваемых подходов к классификации состояний технологических машин и оборудования, выполнен анализ результатов. Это позволило рекомендовать для использования в качестве алгоритмического ядра таких систем искусствен-

ные нейронные сети с радиальными базисными функциями, классификаторы на основе опорных векторов и, при должной настройке, нечеткие классификаторы. Перспективным видится сочетание в рамках одной системы нескольких видов классификаторов, что, как видится, позволит существенно повысить эффективность таких систем.

В целом, задачи поставленные в рамках выполнения выпускной квалификационной работы решены, а цель достигнута.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

НПЗ – нефтеперерабатывающий завод

ПТ – паровая турбина

ЛВЖ – легковоспламеняющиеся жидкости

ГЖ – горячие жидкости

ЧС – чрезвычайная ситуация

ПНД – подогреватель низкого давления

ПВД – подогреватель высокого давления

ЦВД – цилиндр высокого давления

ЦСД – цилиндр среднего давления

ЧНД – части низкого давления

ЦНД – цилиндр низкого давления

ИНС – искусственные нейронные сети

MLP – многослойный персептрон

RBF – радиально базисные функции

АРПСС(ARIMA) – интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Миронова И. С., Баширов М. Г., Касимова Э. Ф. Интегральные параметры для оценки технического состояния двигателей электропривода машинных агрегатов нефтегазовых производств //Современные проблемы науки и образования. – 2011. – №. 3.
2. Богданов Е. А. Основы технической диагностики нефтегазового оборудования. – М. :Высш. шк., 2006.
3. Биргер И.А. Техническая диагностика. - М.: Машиностроение, 1978.
4. Стеклов О. И. Техническая диагностика оборудования и сооружений нефтегазового и нефтегазохимического комплексов //Дефектоскопия. – 2006. – №. 4. – С. 113-121.
5. Жильцов В. В., Чувикова В. В. Моделирование интеллектуальной системы технической диагностики нефтегазовых скважин с использованием программы «StatisticaNeuralNetworks» //Всероссийская научно-техническая конференция «Роль механики в создании эффективных материалов, конструкций и машин XXI века»: труды–Омск. – 2006. – С. 20-23.
6. Прахов И. В. Оценка поврежденности насосных агрегатов по значениям параметров гармоник токов и напряжений электропривода //Уфа: УГНТУ. – 2011.
7. Юмагузин У. Ф., Баширов М. Г. Прогнозирование остаточного ресурса оборудования предприятий нефтегазовой отрасли //Фундаментальные исследования. – 2014. – №. 3-2.
8. Баталов С. А. Акустическая система технической диагностики параметров эксплуатируемого нефтегазового месторождения //Контроль. Диагностика. – 2009. – №. 11. – С. 27-33.
9. Баширов М. Г. и др. Диагностика насосного оборудования по параметрам электромагнитной цепи электропривода //Современные наукоемкие технологии. – 2004. – №. 2.

10. Юмагузин У. Ф., Баширов М. Г. Повышение безопасности эксплуатации оборудования нефтегазовой отрасли //Современные проблемы науки и образования. – 2014. – №. 1.
11. Калекин В. С. Основы технической диагностики нефтегазового оборудования: учеб.пособие //Периодические издания. – 2012.
12. Троицкий В. А., Дядин В. П., Давыдов Е. А. Ультразвуковая диагностика эксплуатационных дефектов в конструкциях нефтегазового комплекса //Автоматическая сварка. – 2010. – №. 9. – С. 45-50.
13. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации. - М.: Финансы и статистика, 2002. - 344 с.
14. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. Matlab 6. - М.: Диалог - МИФИ, 2002 г. - 489 с.
15. Горбань А.Н. Нейроинформатика. - Новосибирск: Наука. Сибирское отделение РАН, 1998. - 296с.
16. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. - М.: ИПРЖР, 2001. - 255 с.
17. Мухин В.И. Исследование систем управления - М.: Экзамен, 2002. - 384 с.
18. Пчелинцев Ю. В., Картежников Е. А., Маврин А. М. Использование моделирования для повышения стабильности работы скважин // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. – 2005 – № 2. - С. 31-36.
19. Müller W., Wysotzki F. Automatic construction of decision trees for classification //Annals of Operations Research. – 1994. – Т. 52. – №. 4. – С. 231-247.
20. Воронцов К. В. Лекции по методу опорных векторов //ВЦ РАН, М.: URL: <http://www.ccas.ru/voron/download/SVM.pdf> (дата обращения: 03.03. 15). – 2007.
21. Сазыкин В. Г., Кудряков А. Г., Пронь В. В. Экспертная система для мониторинга и диагностики силовых трансформаторов //Современная наука: актуальные проблемы и пути их решения. – 2014. – №. 12.

22. Круглов В. В., Дли М. И., Голунов Р. Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М. :Физматлит, 2001.
23. Ходашинский И. А. Идентификация нечетких систем: методы и алгоритмы //Проблемы управления. – 2009. – №. 4.
24. Михайлов К.Ф. Справочник механика нефтепромыслов. - М.: Гостехиздание, 1995. - 178 с.
25. Мищенко Р.И. Нефтепромысловые машины и механизмы. - М.: Гостехиздание, 1984. - 254 с.
26. Байков И.Р., СмородовН.А., Ахмадуллин К.Р. Методы анализа надежности и эффективности систем добычи и транспорта углеводородного сырья. - М.: Недра-Бизнесцентр, 2003. - 275 с.
27. Байков И.Р. Анализ временных рядов как метод прогнозирования и диагностики в нефтедобыче/ И.Р.Байков, Е.А. Смородов, В.Г. Деев // Нефтяное хозяйство. - 2002 - №2 -с. 71-74.
28. Матвеев Н.И. Классификатор параметров контроллеров станций управления. КП 37-001-03. - Сургут.: Изд-во «Сургутнефтегаз», 2007. – 114 с.
29. Мирзаджанзаде А.Х., Бахтизин Р.Н., Хасанов М.М. Моделирование процессов нефтегазодобычи. - М.-Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2005. - 368 с.
30. Asuncion A., Newman D. UCI machine learning repository. – 2007.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Теплофикационная паровая турбина ПТ-60/75-130/13 производственного объединения турбостроения «Ленинградский металлический завод». С промышленным и отопительными отборами пара номинальной мощностью 60 МВт, максимальной 75 МВт с начальным давлением пара 12,8 МПа предназначена для непосредственного привода электрического генератора ТВФ-8О-2 с частотой вращения 50 с^{-1} и отпуска тепла для нужд производства и отопления.

Турбина ПТ-60/75-130/ 13 соответствует требованиям ГОСТ 3618-85, ГОСТ 24278-85 и ГОСТ 26948-86.

Турбина имеет следующие регулируемые отборы пара: производственный с абсолютным давлением $(1,28 \pm 0,3) \text{ МПа}$ и два отопительных отбора: верхний с абсолютным давлением в пределах $0,049\text{-}0,245 \text{ МПа}$ и нижний с давлением в пределах $0,029\text{-}0,128 \text{ МПа}$. Регулирование давления отопительного отбора осуществляется с помощью одной регулирующей диафрагмы, установленной в камере верхнего отопительного отбора. Регулируемое давление в отопительных отборах поддерживается: в верхнем отборе - при включенных обоих отопительных отборах, в нижнем отборе - при включенном одном нижнем отопительном отборе. Сетевая вода через сетевые подогреватели нижней и верхней ступеней подогрева пропускается последовательно и в одинаковом количестве. Расход воды, проходящей через сетевые подогреватели, контролируется.

Подогрев питательной воды осуществляется последовательно в ПНД, деаэраторе и ПВД. К подогревателям пар поступает из отборов турбины.

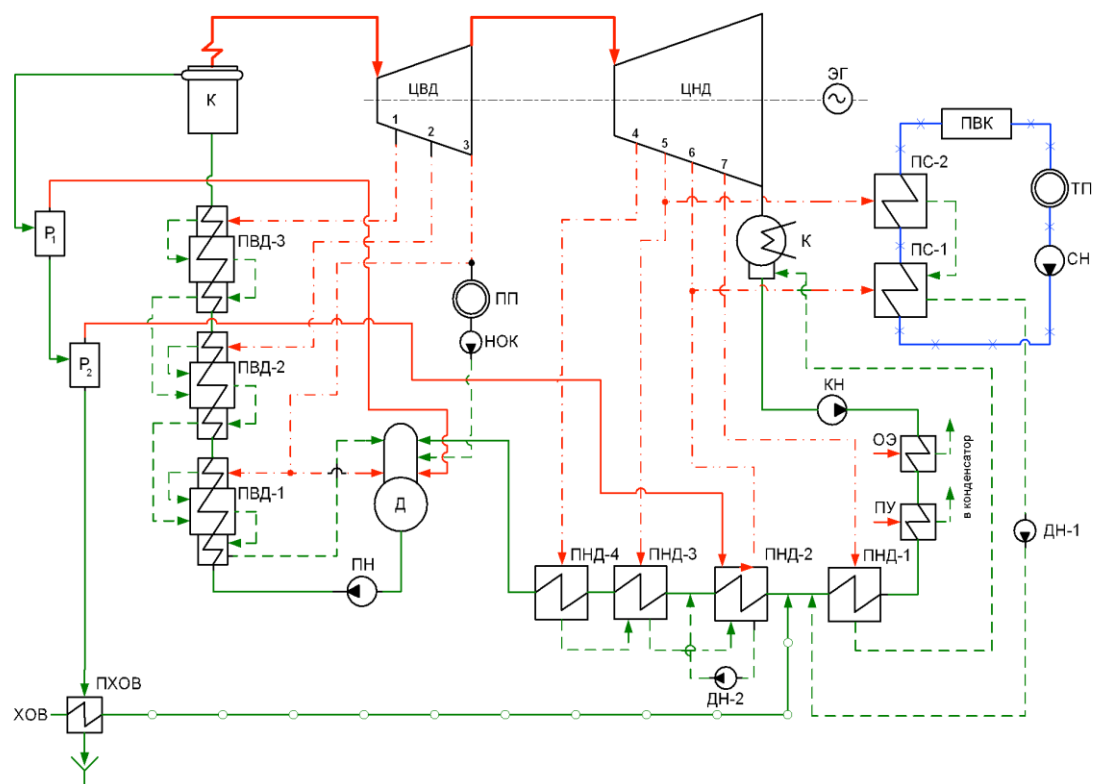


Рисунок А.1 – Принципиальная тепловая схема турбины ПТ-60/75-130/13

Схема точек измерения вибрации агрегата ПТ-60/75-130/13 представлена на рисунке А.2. Датчики устанавливаются на корпусах подшипников роторов ЦВД, ЦСД, ЦНД, генератора, возбудителя.

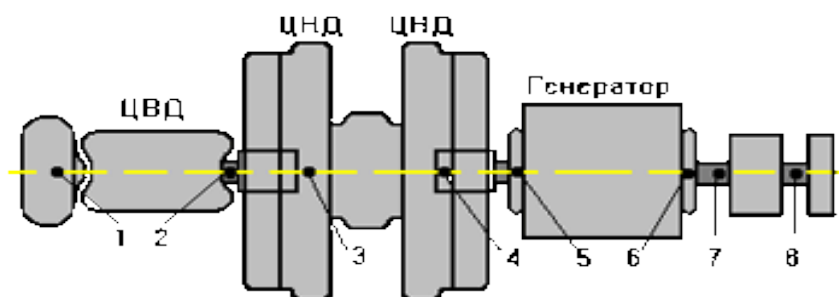


Рисунок А.2 – Схема точек измерения вибрации турбоагрегата ПТ-60/75-130/13

Основные управляющие параметры работы турбоагрегата:

- 1 Номинальная мощность;
- 2 Максимальная мощность;
- 3 Начальные параметры давления пара;

- 4 Начальные параметры температуры пара;
- 5 Тепловая нагрузка;
- 6 Номинальный расход отбираемого пара на производственные нужды;
- 7 Максимальный расход отбираемого пара на производственные нужды;
- 8 Давление производственного отбора;
- 9 Максимальный расход свежего пара;
- 10 Верхний предел изменения давления пара в регулируемых отопительных отборах пара;
- 11 Нижний предел изменения давления пара в регулируемых отопительных отборах пара;
- 12 Температура питательной воды;
- 13 Температура охлаждающей воды;
- 14 Расход охлаждающей воды;
- 15 Давление пара в конденсаторе;
- 16 Частота сети;
- 17 Вибрация турбоагрегата.

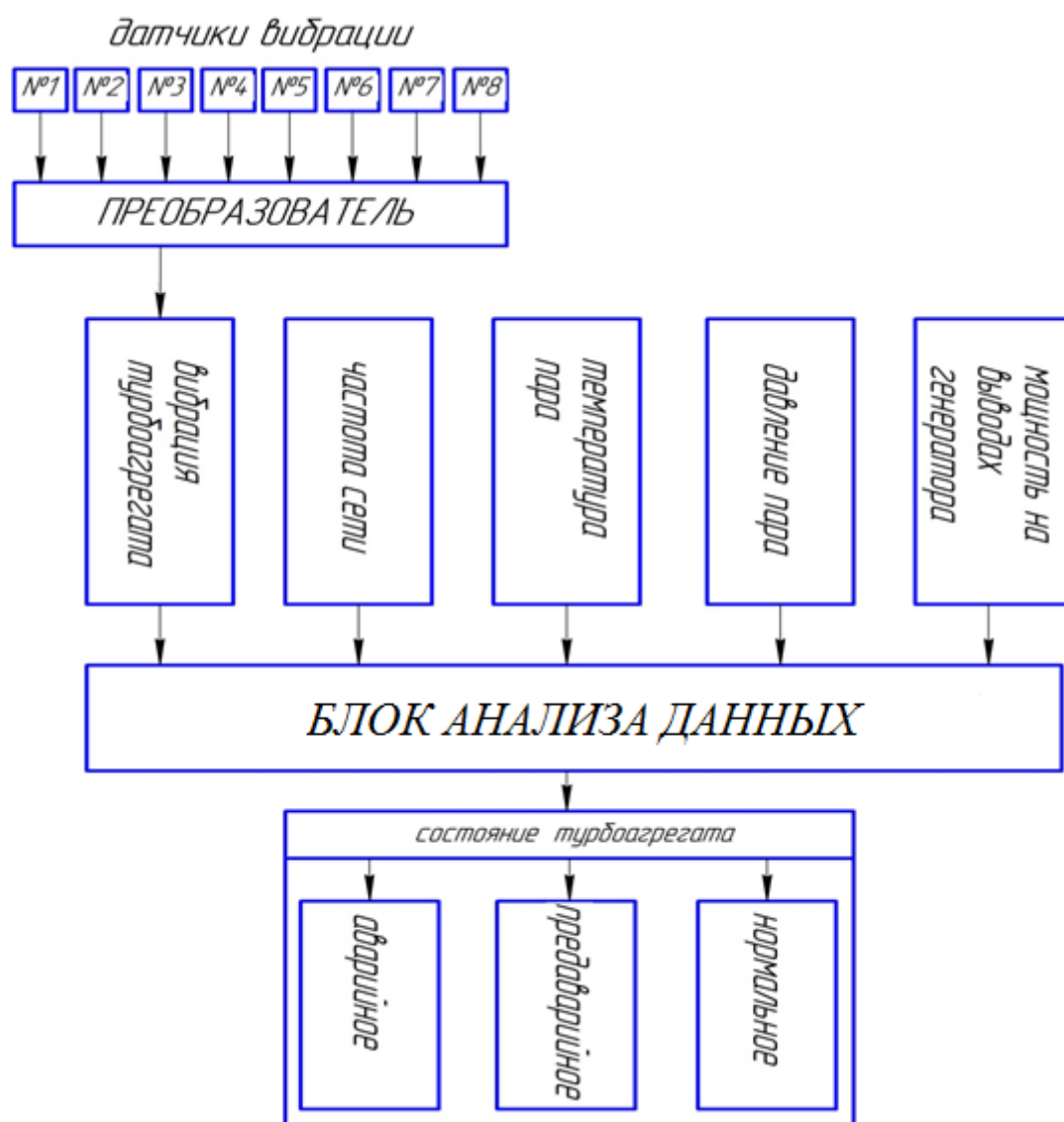


Рисунок А.3 – Схема анализа параметров работы турбоагрегата