

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Самарский государственный технический университет»**

На правах рукописи

Верещагина Светлана Сергеевна

**МЕТОДЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ
ПРИ ДИАГНОСТИРОВАНИИ ПРОМЫШЛЕННОГО
ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ
НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ**

Специальность 2.3.1 – Системный анализ, управление
и обработка информации (технические науки)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель
доктор технических наук,
доцент А.Е. Колоденкова

Самара – 2021

Список сокращений

АРМ – автоматизированное рабочее место

АД – асинхронные электродвигатели

БД – база данных

БЗ – база знаний

ГА – генетический алгоритм

ИНС – искусственные нейронные сети

ИСПП – иерархические смешанные продукционные правила

КПД – коэффициент полезного действия

ЛП – лингвистическая переменная

ЛПР – лицо, принимающее решение

МЛВ – механизм логического вывода

НКМ – неоднородная когнитивная модель

ПКЭ – показатели качества электроэнергии

ПО – программное обеспечение

СППР – система поддержки принятия решений

ТОиР – техническое обслуживание и ремонт

ФП – функция принадлежности

ЭО – электротехническое оборудование

ЭС – экспертные системы

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение	5
Глава 1. Анализ состояния проблемы информационной поддержки принятия решений в системах диагностирования промышленного оборудования	14
1.1. Анализ особенностей принятия решений относительно состояния электротехнического оборудования	14
1.2. Анализ существующих систем поддержки принятия решений диагностирования электротехнического оборудования	20
1.3. Анализ современных методов поддержки принятия решений для оценки состояния электротехнического оборудования	30
Выводы по главе 1	38
Глава 2. Системное моделирование процесса принятия решений относительно состояния электротехнического оборудования	40
2.1. Выбор диагностических параметров и факторов для применения методов поддержки принятия решений для оценки состояния электротехнического оборудования	40
2.2. Разработка иерархических гибридных моделей процесса принятия решений относительно состояния электротехнического оборудования с использованием методологии функционального моделирования	47
2.3. Разработка схемы предварительной обработки значений диагностических параметров и факторов	61
Выводы по главе 2	66
Глава 3. Разработка моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния электротехнического оборудования с использованием средств нечеткой логики	68
3.1. Разработка системы иерархических смешанных продукционных правил с использованием средств нечеткой логики	68
3.2. Разработка неоднородной когнитивной модели поддержки принятия решений для оценки состояния электротехнического оборудования и ее	80

анализ	
3.3. Разработка метода к обучению неоднородной когнитивной модели оценки состояния электротехнического оборудования с использованием искусственной нейронной сети	85
3.4. Разработка методов прогнозирования состояния электротехнического оборудования с использованием импульсного моделирования и средств нечеткой логики	93
Выводы по главе 3	98
Глава 4. Примеры решения задач оценки состояния электротехнического оборудования	100
4.1. Место разработанных моделей и методов в системах диагностирования электротехнического оборудования	100
4.2. Описание разработанного программного обеспечения для оценки состояния электротехнического оборудования	107
4.3. Оценка технического состояния асинхронного электродвигателя и насосного оборудования предприятия нефтедобывающей промышленности	116
Выводы по главе 4	133
Заключение	134
Список литературы	137
Приложение А Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ	152
Приложение Б Акты о внедрении, об использовании результатов диссертационной работы	156

Введение

Актуальность темы. Научно-технический прогресс способствовал быстрому росту сложности промышленного оборудования и выполняемых им функций, планов производства, усложнению систем управления, а также дефициту квалифицированных производственных кадров, что особенно характерно для нефтегазовой, химической, металлургической, атомной энергетики, авиационной, машиностроительной промышленности и других. Однако важнейшим классом промышленного оборудования вышеперечисленных стратегических отраслей промышленности выступает электротехническое оборудование, которое является основным приемником, потребителем большого количества электрической энергии и от развития, которого во многом зависит состояние российской экономики.

Промышленное электротехническое оборудование отличается большим числом разнотипных взаимосвязанных и взаимодействующих между собой элементов, сложностью алгоритмов управления. До настоящего времени нередкими результатами отказов и сбоев электротехнического оборудования являются нарушения технологических процессов, снижение пожаробезопасности, качества и количества выпускаемой продукции, огромные экономические потери, возникновение аварийных ситуаций и человеческие жертвы. Результаты анализа выхода из строя электротехнического оборудования, например, нефтедобывающей промышленности за 2018–2020 гг. показали, что большая часть оборудования вышла из строя из-за погодных явлений (2018 г. – 1598 ед., 2019 г. – 1974 ед., 2020 г. – 1973 ед.) и внешних сетей (качество электрической энергии) (2018 г. – 969 ед., 2019 г. – 933 ед., 2020 г. – 929 ед.). Это свидетельствует о том, что необходимо проводить регулярную оценку состояния электротехнического оборудования.

Однако оценивание состояния промышленного электротехнического оборудования требует использования большого количества исходной

информации, имеющей значительную степень неопределенности, обусловленной с одной стороны фактором случайности, а с другой, нечеткости информации.

Плохо формализуемый характер задачи оценивания состояния промышленного электротехнического оборудования, связанный с неполнотой исходной информации, полученной во время эксплуатации, со сложностью оборудования и определения взаимосвязей между параметрами, значения которых могут быть представлены различными типами данных (четкими, нечеткими); с необходимостью применения экспертной информации, полученной в результате опыта персонала, для повышения достоверности результата оценки, что приводит к ограничению возможности применения традиционных методов, основанных на обработке статистической (количественной) информации.

Таким образом, оценивание состояния электротехнического оборудования носит нечеткий характер, поэтому для совершенствования информационной поддержки принятия решений при диагностировании промышленного электротехнического оборудования в условиях разнотипной информации целесообразно использовать средства нечеткой логики, учитывающей не только количественную, но и качественную исходную информацию.

Степень разработанности темы. Вопросы разработки моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния промышленного электротехнического оборудования были рассмотрены в работах российских и зарубежных ученых таких, как: А.В. Баркова, Г.А. Брюханова, М.А. Гашимова, О.Д. Гольдберга, А.С. Катасёва, Ю.В. Коновалова, А.В. Лукьянова, В.С. Петухова, Д. Ахеев (*J. Ahyoev*), Р. Гилморе (*R.J. Gilmore*), Я. Джанг (*Y. Zhang*), П. Кумар (*P. Kumar*), М. Жаркович (*Mileta Žarković*), В. Тхомсон (*W.T. Thomson*) и многих др.

Однако в рассматриваемых работах большинство методов и моделей поддержки принятия решений основаны на механических источниках отказов и сбоев, при этом не учитывается влияние основных показателей качества электрической энергии, хотя электротехническое оборудование очень чувствительно к ним; не во всех методах учитывается внешняя информация,

например, информация о климатических условиях (перепады температур, грозы и др.); отсутствует систематизация разнотипной диагностической информации при ее анализе и обработке.

Несмотря на значительное количество работ российских и зарубежных ученых по проблеме поддержки принятия решений при оценивании состояния промышленного электротехнического оборудования посредством различных моделей и методов, эта задача решена не полностью.

Целью диссертационной работы является разработка методов поддержки принятия решений, используемых при диагностировании промышленного электротехнического оборудования на основе средств нечеткой логики *для получения научно обоснованных выводов и принятия на их основе решений* в условиях неполной и нечеткой информации.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1) провести анализ особенностей принятия решений относительно состояния промышленного электротехнического оборудования;

2) разработать иерархические гибридные модели процесса принятия решений относительно состояния электротехнического оборудования с объединением основных диагностических параметров, представленных различными типами данных, и методов их обработки на разных иерархических уровнях;

3) разработать систему иерархических смешанных продукционных правил для оценки состояния электротехнического оборудования с учетом комбинирования четких и нечетких значений параметров в правилах с использованием средств нечеткой логики;

4) разработать модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния электротехнического оборудования с учетом системы иерархических смешанных продукционных правил с использованием средств нечеткой логики;

5) разработать программное обеспечение, реализующее предложенные методы поддержки принятия решений.

Объект исследования: промышленное электротехническое оборудование и процесс принятия диагностических решений при диагностировании электротехнического оборудования в условиях неполной и нечеткой информации.

Предмет исследования: методы поддержки принятия решения на основе теории нечетких множеств и нечеткой логики.

Методы исследований.

При проведении исследований использовались методы системного анализа, теория нечетких множеств и нечеткая логика, теория графов, принятия решений, искусственные нейронные сети.

Область исследования соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.3.1 – «Системный анализ, управление и обработка информации (технические науки)»:

– пункт 2. Формализация и постановка задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации;

– пункт 4. Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации;

– пункт 10. Методы и алгоритмы интеллектуальной поддержки при принятии управленческих решений в технических системах.

Научная новизна результатов:

1) разработаны иерархические гибридные модели процесса принятия решений относительно состояния промышленного электротехнического оборудования с использованием методологии функционального моделирования, *отличающиеся* от существующих моделей формализованным представлением и раскрытием взаимосвязей реализации этапов процесса, объединением основных параметров, показателей электрической энергии на разных иерархических уровнях. Модели *позволяют* выявлять причинно-следственные связи между группами параметров, повышая информативность ситуаций принятия решений, полноту знаний и достоверность выводов о техническом состоянии оборудования;

2) разработана система иерархических смешанных продукционных правил с использованием средств нечеткой логики для принятия решений относительно

состояния промышленного электротехнического оборудования, *отличающаяся* от существующих систем возможностью комбинирования четких и нечетких значений параметров в предусловиях правил, учета взаимодействия параметров в механизме выводов, ранжированием иерархических правил. Система позволяет *принять научно-обоснованные решения* относительно технического состояния оборудования в условиях неполной и нечеткой информации, повысить компактность представления баз знаний;

3) разработаны методы поддержки принятия решений относительно исправности промышленного электротехнического оборудования на основе средств нечеткой логики, *отличающиеся* от существующих методов объединением неоднородных когнитивных моделей и системой иерархических смешанных продукционных правил. Методы *позволяют* формализовать знания персонала, которые могут быть неполными или носить субъективный характер, повысить оперативность принятия решений относительно технического состояния оборудования в условиях неполной и нечеткой информации.

Положения, выносимые на защиту.

1. Иерархические гибридные модели процесса принятия решений относительно состояния промышленного электротехнического оборудования с использованием методологии функционального моделирования.

2. Система иерархических смешанных продукционных правил для оценки состояния промышленного электротехнического оборудования с использованием средств нечеткой логики.

3. Модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния промышленного электротехнического оборудования в условиях статистической и нечеткой информации с использованием средств нечеткой логики.

4. Программное обеспечение, реализующее предложенные методы поддержки принятия решений для оценки состояния промышленного электротехнического оборудования, а также результаты исследований.

Теоретическая и практическая значимость диссертационной работы:

– неоднородные когнитивные модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния промышленного электротехнического оборудования, с использованием средств нечеткой логики позволяют принять научно-обоснованные решения, повысить оперативность принятия решений относительно состояния оборудования в условиях неполной и нечеткой информации;

– программное обеспечение, реализующее методы поддержки принятия решений, позволяет обеспечить визуальную, информационную, интеллектуальную поддержку и сократить время, затрачиваемое на принятие решений относительно состояния промышленного электротехнического оборудования, уменьшить количество исполнителей, принимающих решения;

– результаты экспериментальных исследований эффективности предложенных неоднородных когнитивных моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния промышленного электротехнического оборудования показали обоснованность и объективность использования предложенных теоретических положений к их разработке на нефтедобывающем предприятии.

Основные результаты диссертационной работы внедрены:

1) метод прогнозирования значений параметров электротехнического оборудования, программное обеспечение «Диагностирование технического состояния асинхронных электродвигателей с применением процедуры обучения неоднородной когнитивной модели» в учебном процессе Института автоматизации и информационных технологий ФГБОУ ВО «СамГТУ» кафедры «Информационные технологии» по подготовке бакалавров направлений 09.03.01 «Автоматизированные системы обработки информации и управления» (г. Самара);

2) алгоритм поиска отклонений значений параметров от норм промышленного оборудования», метод и алгоритм к обучению неоднородной

когнитивной модели оценки состояния электротехнического оборудования с использованием искусственной нейронной сети в ООО «Сетевик» (г. Самара);

3) метод прогнозирования значений параметров электротехнического оборудования, неоднородные когнитивные модели для оценки состояния электротехнического оборудования в ООО «Атомспецсервис» (г. Волгодонск);

4) неоднородные когнитивные модели для оценки состояния электротехнического оборудования, метод прогнозирования состояния электротехнического оборудования с использованием импульсного моделирования в «НИИ многопроцессорных вычислительных систем ЮФУ» (г. Таганрог).

Достоверность и обоснованность результатов диссертационной работы подтверждаются корректным использованием теории нечетких множеств и нечеткой логики, теории искусственных нейронных сетей. Разработанные неоднородные когнитивные модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния промышленного электротехнического оборудования были проверены в ходе серии числительных экспериментов и успешно прошли апробацию на промышленных предприятиях, что подтверждается актами внедрения.

Апробация работы. Основные результаты диссертационной работы были представлены на следующих конференциях: XIII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2019, г. Москва (2019); Международные научно-технические конференции «Пром-Инжиниринг» (ICIEAM), г. Сочи (2019, 2020, 2021); Международные мультидисциплинарные конференции по промышленному инжинирингу и современным технологиям (FarEastCon), г. Владивосток (2019, 2020, 2021); Международный московский IEEE-семинар по электронным и сетевым технологиям (MWENT-2020); 4-я Международная научная конференция «Интеллектуальные информационные технологии в технике и на производстве», г. Острова-Прага, Чешская Республика (2019, 2021); Международный семинар по проектированию и технологии производства электронных средств (SED-2021), г. Прага, Чешская Республика (2021); 5-я Всероссийская Поспеловская конференция

с международным участием «Гибридные и синергетические интеллектуальные системы», ГИСИС-2020, г. Зеленоградск (2020); XII Международная научно-техническая конференция «Методы, средства и технологии получения и обработки измерительной информации», «Шляндинские чтения – 2020», г. Пенза (2020); Международный научно-технический конгресс «Интеллектуальные системы и информационные технологии» («IS&IT'20»), Геленджик-Дивноморское (2020).

Связь исследований с научными программами. Диссертационная работа выполнялась в рамках следующих работ: грант РФФИ Аспиранты № [20-38-90005](#) «Разработка методов и моделей диагностирования электротехнических систем на основе искусственных нейронных сетей» (исполнитель проекта), 2021–2022 гг.; НИР по гранту для аспирантов СамГТУ «Разработка моделей и методов поддержки принятия решений при техническом диагностировании устройств промышленных объектов», 2020 г., «Разработка методов поддержки принятия решений при диагностировании промышленного оборудования с использованием технологий искусственного интеллекта (на примере асинхронных электродвигателей)», 2021 г.

Публикации. Результаты по тематике диссертационной работы отражены в 25 работах, в том числе 8 статей в рецензируемых центральных журналах, входящих в список ВАК, из них 7 по научной специальности 05.13.01, 1 опубликована автором единолично; 9 статей в международных научных изданиях, индексируемых Scopus; 4 статьи в сборниках трудов конференций, из них 2 опубликованы автором единолично; 4 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Личный вклад автора. Работы [6, 23, 24] выполнены самостоятельно, в работах [1-5, 7-17, 22, 25], опубликованных в соавторстве, соискателю принадлежит основная роль при постановке и решении задач, исследовании и получении результатов, в работах [18-21] соискателю принадлежит совместная разработка алгоритмов, а также их программная реализация.

Структура и краткое содержание диссертационной работы.

Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы и приложений. Содержание работы изложено на 163 страницах, содержит 50 рисунков, 16 таблиц и список использованной литературы из 163 наименований.

Глава 1. Анализ состояния проблемы информационной поддержки принятия решений в системах диагностирования промышленного оборудования

Рассматриваются особенности принятия решений относительно состояния электротехнического оборудования (ЭО) на этапе эксплуатации. Приводится анализ существующих интеллектуальных систем поддержки принятия решений (СППР) и экспертных систем (ЭС) диагностирования ЭО, рассмотрены их основные функции. Также приводится сравнительный анализ современных методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО, выявлены их преимущества и недостатки.

1.1. Анализ особенностей принятия решений относительно состояния электротехнического оборудования

В настоящее время промышленное оборудование представлено огромным многообразием видов и обладает своей значимостью, назначением и особенностями выполняемых им функций. Однако одним из важнейших видов оборудования стратегических отраслей промышленности, таких как нефтедобывающая, химическая, металлургическая, атомная энергетика и другие, выступает ЭО, которое является основным приемником, потребителем большого количества электрической энергии (рисунок 1.1).



Рисунок 1.1 – Основные потребители реактивной мощности:

а – структура потребителей реактивной мощности в сетях энергосистем;

б – структура потребителей реактивной мощности на промышленных объектах

Современное ЭО характеризуется большим числом, разнотипных взаимосвязанных и взаимодействующих между собой по характеру и степени нагрузок элементов, как следствие, различными уровнями их надежности, а также сложностью алгоритмов управления.

Несмотря на высокие эксплуатационные характеристики, ЭО на этапе эксплуатации часто преждевременно выходят из строя, которые могут привести к ухудшению технических характеристик ЭО, нарушению технологических процессов, огромным экономическим потерям, повышенной опасности для промышленного объекта и окружающей среды.

По статистическим данным Федеральной службы по экологическому, технологическому и атомному надзору [85], был проведен анализ выхода из строя ЭО нефтедобывающей промышленности за 2018–2020 гг. (таблица 1.1).

Таблица 1.1 – Статистика по выходам из строя ЭО нефтедобывающей промышленности за 2018–2020 гг.

№ п/п	Причины отказа	Количество ЭО		
		2018 г.	2019 г.	2020 г.
1	Погодные явления (грозы, сильный ветер, падение дерева и т.д.)	1598	1974	1973
2	Внешние сети (аварийное отключение, просадка напряжения и т.д.)	969	933	929
3	Собственные сети (аварийное отключение, ремонт, перевод питания и т.д.)	1099	933	929
4	Сторонние причины (обрыв, повреждение проводов и т.д.)	197	222	204
5	Нарушение технологии (просадка напряжения, падение нагрузки, отключение фидера и т.д.)	363	698	826
ИТОГО		4226	4760	4861

Результаты анализа показали, что с 2018-2020 гг. большая часть ЭО вышла из строя из-за погодных явлений и внешних сетей (качество электрической энергии).

Существенное влияние на эффективность функционирования ЭО оказывает наличие информационной инфраструктуры, позволяющей оперативно получать достоверные данные о состоянии ЭО, своевременно планировать проведение

различных ремонтных мероприятий. В условиях повышенного износа ЭО, изменения показателей качества электрической энергии (ПКЭ) для снижения числа аварийных ситуаций, ущерба от простоя технологических установок необходимо проводить контроль параметров оборудования, диагностирование и прогнозирование состояния ЭО.

Задача определения состояния ЭО состоит в распознавании текущего состояния оборудования в условиях разнотипной и ограниченной информации, структура которой представлена на рисунке 1.2.

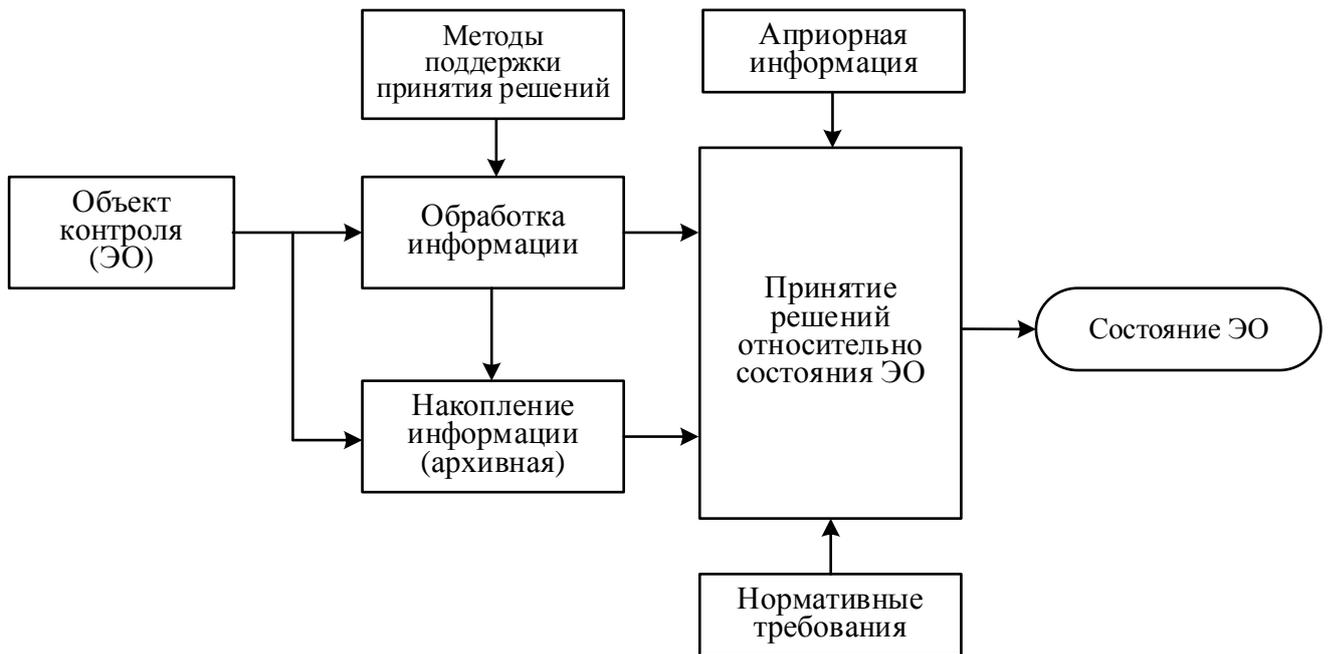


Рисунок 1.2 – Структура задачи определения состояния ЭО

Объект контроля (ЭО) характеризуется диагностируемыми (контролируемыми) параметрами, факторами $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_h\}$, где $i = \overline{1, h}$, h – количество параметров, факторов, на основании значений которых принимается решение относительно состояния ЭО.

Процесс обработки информации состоит в применении процедуры фильтрации, нормировки, шкалирования для значений параметров и факторов для использования методов поддержки принятия решений.

Процесс накопления информации (архивная) обеспечивает сохранение уже полученной в прошлом информации для учета ее при принятии решений в текущий момент времени.

Априорная информация – известная информация до реализации процесса принятия решений относительно состояния ЭО об объекте контроля в виде математических и иных моделей, а также о способах принятия решений относительно текущего состояния ЭО.

Нормативные требования – нормативная информация, содержащаяся в нормативно-технической документации, которая может быть задана в виде ограничений на параметры. Факторы.

Процесс принятия решений относительно состояния ЭО позволяет принять решение относительно состояния ЭО в данный момент времени на основе нормативной информации и оценки текущего состояния ЭО.

Для принятия решений относительно состояния ЭО необходимо иметь достаточно информации об ЭО. Однако задача оценки состояния ЭО носит слабоструктурированный и плохо формализуемый характер характеризуется следующими основными особенностями [6, 13, 34, 53, 120]:

- неполнотой исходной информации;
- наличием большого числа параметров, факторов, влияющих на эффективность принятия решения задачи;
- разнородностью исходной информации;
- отсутствием количественной достоверной исходной информации об этих параметрах, факторах;
- сложностью определения связей между параметрами и факторами ЭО, которые могут быть представлены различными типами данных;
- отсутствием формальных (математических) методов получения оптимальных результатов решения слабоформализованных задач по совокупности исходной информации;
- необходимостью использования экспертной информации для повышения объективности результата и многофакторности процесса принятия решений.

При этом повышение качества и точности оценки состояния ЭО возможно, однако при решении данных задач возникает ряд проблем [17]. На рисунке 1.3 представлена проблемная триада оценки состояния ЭО.

1) **Выбор диагностических параметров.** Выбор диагностических факторов и параметров, которые влияют на ТС ЭО во многом зависит не только от конкретного типа оборудования, но и от метода, который используется для этого оборудования. Выбранный параметр должен обладать достаточной стабильностью, информативностью, а также иметь хороший доступ к измерению. Поэтому, чем больше количество данных параметров, тем выше эффективность поиска неисправности оборудования («глубина» поиска) [7]. Данная проблема подробно рассмотрена в параграфе 2.1.

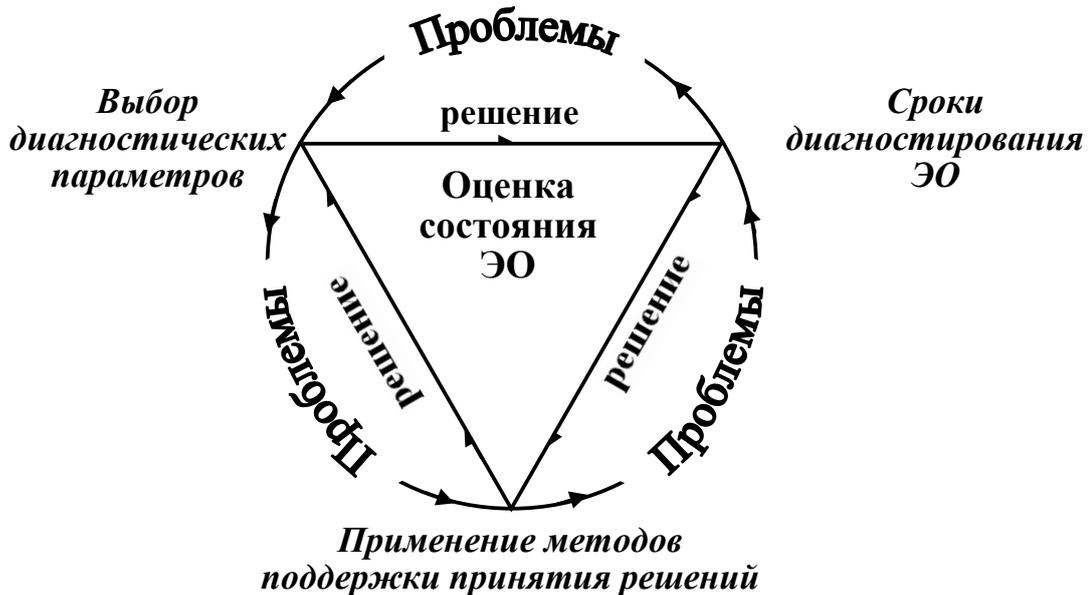


Рисунок 1.3 – Проблемная триада оценки состояния ЭО

2) **Сроки диагностирования ЭО (период – сезон, год) и продолжительность снятия показаний с приборов.** Поскольку отсутствуют какие-либо указания относительно времени проведения диагностирования оборудования, то главный энергетик (главный инженер) на основе своего опыта и результатов предыдущего диагностирования определяет сам время. Это может привести к некорректным показаниям, без учета, например, отопительного сезона. Для решения данной проблемы целесообразно проводить диагностирование ЭО в различные сезоны года, что позволит получить более полную информацию по оборудованию.

Отметим, что количество данных также зависит от продолжительности их снятия с приборов. Например, ПКЭ снимаются не 7 дней [31].

3) **Применение методов поддержки принятия решений.** При проведении оценки состояния ЭО используются в большинстве случаев традиционные модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО, которые не позволяют учесть все требуемые диагностические параметры и факторы. Поэтому возникает необходимость в разработке новых моделей и методов, учитывающих всевозможные диагностические параметры и факторы, носящие как количественный, так и качественный характер. Подробное описание моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО рассмотрены в параграфе 1.3.

Заметим, что принятие решений относительно состояния ЭО определяется не только результатами анализа, проведенного с использованием математического аппарата, но и лица, принимающего решение (ЛПР), а также его профессиональной интуицией. Под ЛПР понимается главный инженер, который наделен определенными полномочиями, и, который несет ответственность за последствия принятого и реализованного диагностического решения.

Эффективность решений, которые принимаются относительно состояния ЭО, может оцениваться спустя несколько месяцев, именно поэтому ответственность за принятие диагностических решений чрезвычайно велика. Все это приводит к тому, что появляется необходимо внесения изменений в способах работы с информацией, что в свою очередь требует не только автоматизации процессов обработки и анализа информации, но и интеллектуализации процесса управления, обусловленное использованием интеллектуальных СППР диагностирования ЭО. Задача данных СППР не заменить собой разработчика, а своевременно представить необходимую информацию ЛПР, чтобы при управлении принять адекватные и эффективные решения.

Таким образом, принятие диагностических решений относительно состояния ЭО в условиях разнотипной информации должно осуществляться с использованием интеллектуальных СППР диагностирования ЭО на основе современных информационных технологий.

1.2. Анализ существующих систем поддержки принятия решений диагностирования электротехнического оборудования

Отказы ЭО всех отраслей промышленности, возникающие при их эксплуатации, могут стать источниками тяжелых повреждений ЭО, нарушения электроснабжения потребителей, а также аварийных ситуаций с масштабными последствиями. Для того чтобы повысить надежность работы ЭО, предупреждения и уменьшения возможности отказов и аварий, продления срока службы ЭО необходимо своевременно проводить оценку состояния ЭО на этапе их эксплуатации.

Решение данных задач в настоящее время невозможно без применения СППР или ЭС диагностирования ЭО, заключающихся в помощи оперативному персоналу и ЛПР в контроле и анализе его технического состояния; в генерации возможных решений относительно исправности оборудования на основе этого анализа, а также в предупреждении аварийных ситуаций на ранней стадии.

На данный момент на отечественном рынке существует достаточное количество СППР диагностирования ЭО, которые отличаются друг от друга областью решаемых задач, используемыми методами и моделями диагностирования, а также организацией и содержанием базы знаний (БЗ).

Например, на предприятиях энергетики активно внедряются следующие системы: система «Диагностика+» [101], разработанная в Центре по проектированию и повышению надежности ЭО Ивановского государственного энергетического университета; экспертно-диагностическая и информационная система (ЭДИС) «Альбатрос», разработанная специалистами Уральского федерального университета и Свердловского филиала ТГК-9 [36, 41]; система «СМТО» [88], разработанная компанией ООО «АСУ-ВЭИ»; система «НЕВА-АСКДТ», разработанная научно-производственной фирмой НПФ «ЭНЕРГОСОЮЗ» [92]; система «ЭСКИСО», разработанная филиалом Московского энергетического института города Смоленска [114]; система «ВЕЛЕС», разработанная ООО «Мониторинг и автоматика» [89]; система «ЭСМДУ-ТРАНС», разработанная

ПАО «Запорожтрансформатор» (ПАО «ЗТР») [90]; система управления активами предприятия «СУПА», разработанная холдингом МРСК [91]; система автоматизированной интеллектуальной диагностики (САИД), разработанная компанией ЗАО «КРОК» [99]; Интеллектуальная информационно-диагностическая система (ИИДК), разработанная ОАО «Научно-исследовательский институт электроэнергетики» (ВНИИЭ) [72]; система контроля и диагностики параметров турбо- и гидрогенераторов СТК-ЭР производства НПФ «Ракурс» [103, 108]; интеллектуальные системы функциональной диагностики (СФД) [2, 63, 84]; система автоматизированного проектирования вентильных электрических машин с экспертной подсистемой [15].

Далее в качестве примера рассмотрим некоторые ЭС и их функции (подсистемы, составляющие).

1) Экспертная система «Диагностика+» для паспортизации, оценки технического состояния и прогнозирования работы ЭО (трансформаторов, воздушных, масляных, выключателей и др.) станций и подстанций станций [78, 101]. Данная система внедрена и эффективно функционирует в энергетических предприятиях Российской Федерации («Череповецкие электрические сети», «Костромская ГРЭС» и др.), а также в странах Содружества Независимых Государств (СНГ) (Казахстан, Белоруссия и др.).

Система «Диагностика+» отличается принципами программной реализации, набором диагностируемого оборудования, наличием БЗ в виде оболочки, которая позволяет пользователям создавать, изменять процедурные и декларативные знания системы, а также стоимостью (ниже не менее чем в 2 раза при сопоставимой комплектации). Система имеет распределенный характер и клиент-серверную архитектуру (рисунок 1.4).

Для промышленного оборудования предприятий, которые распределены территориально и объединены в корпорации, было предусмотрено деление системы на несколько узлов, что предполагает распределенное хранение данных.

Здесь автоматизированное рабочее место (АРМ) выступает в качестве клиента, которое работает в интерактивном режиме и запускается пользователем, что обеспечивает: просмотр ранее полученной информации о состоянии ЭО, запуск на выполнение диагностических экспертиз, печать протоколов, а также промежуточных отчетов по состоянию оборудования.

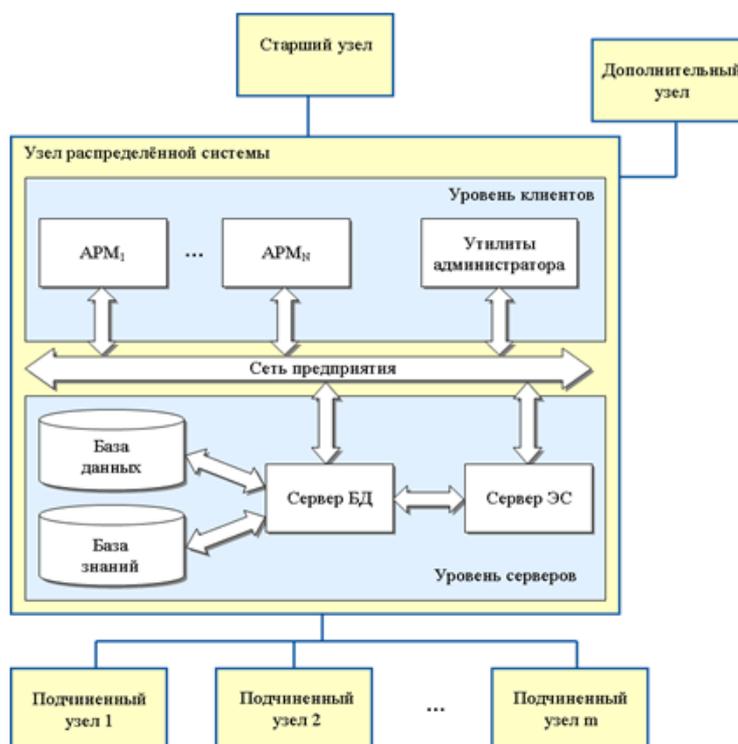


Рисунок 1.4 – Архитектура ЭС «Диагностика+»

Система управления базами данных обеспечивает контролируемый многопользовательский доступ ко всем информационным ресурсам системы. В базе данных (БД) содержится нормативно-справочная информация, без которой невозможно провести диагностику. Утилиты администратора предназначены для настройки системы, контроля целостности компонентов системы, обновления ее версий, копирования и восстановления БД, импорта данных из других аналогичных систем, а также синхронизации БД отдельных узлов системы между собой. В качестве способа представления знаний в системе используются производственные правила, которые хранятся в БЗ.

Структура ЭС «Диагностика+» представлена на рисунке 1.5.

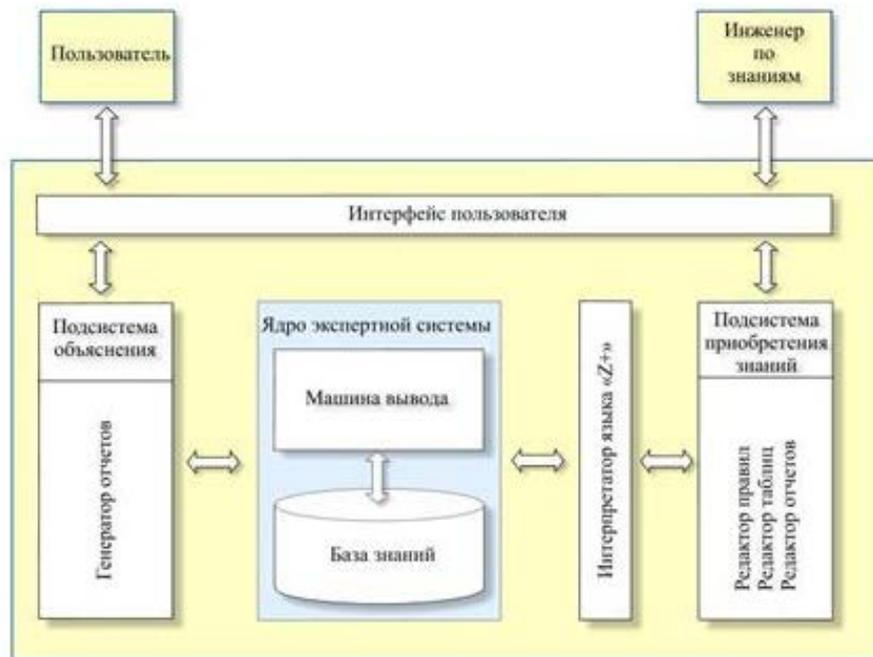


Рисунок 1.5 – Структура ЭС «Диагностика+»

Система «Диагностика+» обеспечивает решение следующих задач: ведение паспортных данных оборудования; просмотр данных о конкретных объектах, которые были получены системами мониторинга; ведение журнала отказов и дефектов; проведение оценки состояния одного или нескольких экземпляров оборудования; формирование и добавление в БЗ новых правил; проведение оценки состояния одного или нескольких экземпляров оборудования; формирование протокола с результатами проведенной диагностической экспертизы.

2) Экспертно-диагностическая и информационная система (ЭДИС) «Альбатрос» для управления техническим обслуживанием высоковольтного оборудования [36]. Данная система нашла широкое применение в Российской Федерации в энергетике и металлургии, а также в Латвии, Молдавии и Украине.

На рисунке 1.6 представлена структура ЭДИС «Альбатрос» [33], состоящая из восьми основных подсистем.

Подсистема верификации и подготовки данных к анализу выявляет ошибки в поступающих данных, проверяет информацию на непротиворечивость.

Подсистема ранжирования оборудования по техническому состоянию и рискам определяет очередность проведения операций *технического*

обслуживания и ремонта (ТОиР) по индексу технического состояния и оценке риска. При этом учитываются особенности оборудования, срок его эксплуатации.



Рисунок 1.6 – Структура ЭДИС «Альбатрос»

Подсистема планирования и мониторинга выполнения операций ТОиР составляет планы эксплуатационных мероприятий с использованием библиотеки (условия и периодичность проведения измерений и др.), которые можно оптимизировать по стоимости и трудоемкости.

Подсистема анализа технико-экономических показателей парка позволяет получать статистические выборки с задаваемыми условиями отбора на основе паспортных характеристик оборудования и оперативной информации, а также проводить анализ структуры затрат на эксплуатационные мероприятия.

Подсистема анализа повреждаемости оборудования содержит сценарии анализа повреждаемости, а также алгоритм поиска аналогов состояния по БД дефектов трансформаторов.

Подсистема определения новых критериев диагностирования определяет критерии оценки контролируемых параметров с использованием дисперсионного анализа и медианного распределения.

База данных имеет распределенный вид, в ней хранится информация о ТС оборудования, проводимых эксплуатационных мероприятиях и ремонтах.

Данная система имеет БЗ в виде оболочки, содержит критерии оценки, которые основаны на многолетнем опыте диагностирования, накопленном на опыте экспертов, а также на собранном статистическом материале вскрытого оборудования. При этом она имеет возможность менять только лишь декларативные знания (предельно-допустимые значения контролируемых параметров).

Отличительными особенностями системы ЭДИС «Альбатрос» от других интеллектуальных систем являются: ранжирование оборудования по техническому состоянию; выявление характера и степени развития дефекта, а также рекомендации персоналу.

3) Экспертная система «ЭСМДУ-ТРАНС» для контроля и мониторинга технического состояния трансформаторного оборудования, диагностики и управления трансформаторным оборудованием, формирования диагностических и аварийных сообщений [90, 117].

Структура ЭС «ЭСМДУ-ТРАНС» представлена на рисунке 1.7.

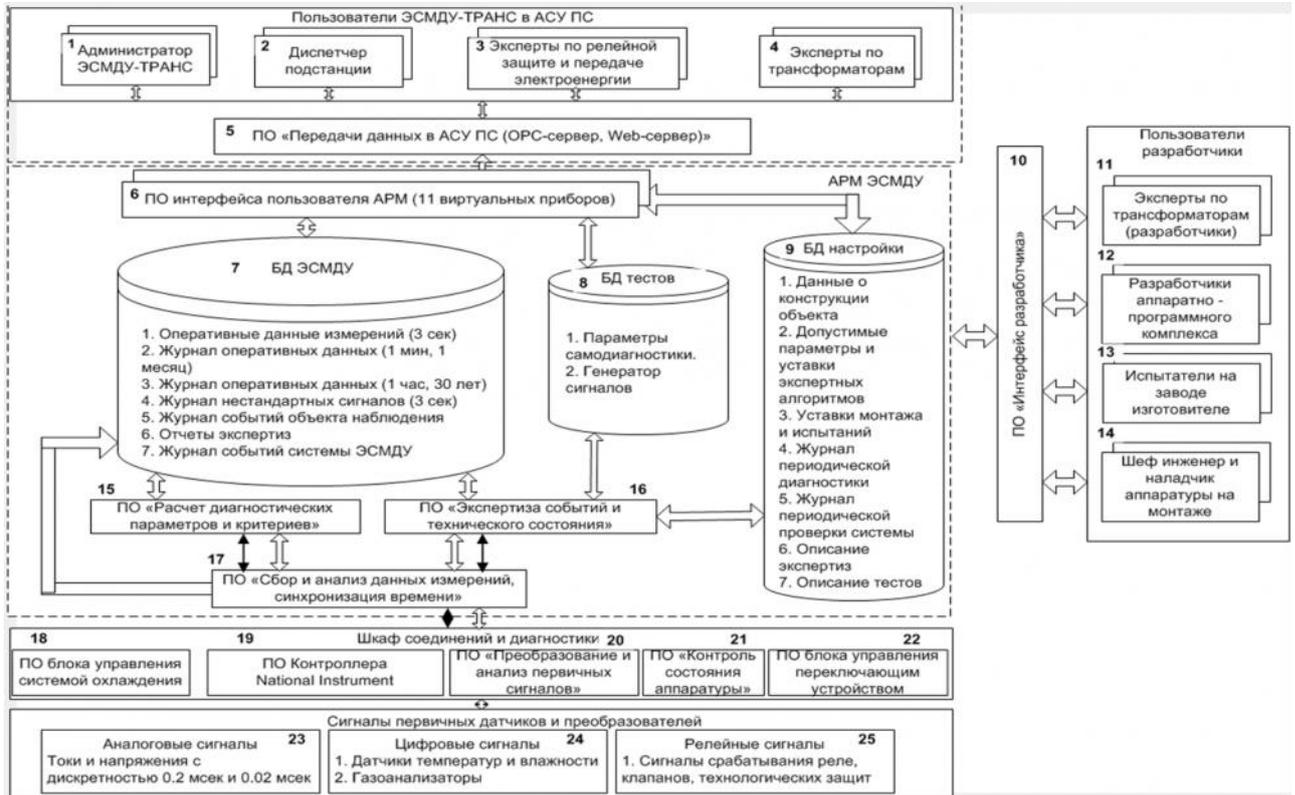


Рисунок 1.7 – Структура ЭС «ЭСМДУ-ТРАНС»

Поскольку обрабатывается большой объем данных, то система мониторинга имеет сложно структурированное ПО и БД. Пользователями данной системы являются персонал служб подстанции и эксперты по трансформаторам.

4) Экспертная система «HELMOS» для диагностики неисправностей и детального мониторинга генераторов и распределительных подстанций энергетических установок [5].

Данная система основана на знаниях, полученных ранее и на текущих значениях, поступающих от трансформаторов, которые используются для оценки состояния генератора, подстанции с целью обнаружения любого дефекта, который мог бы указать на возникновение аварийной ситуации в любой момент времени. Разработанная система позволяет персоналу, даже не очень хорошо обученному, распознать поступающие сигналы.

5) Система Компьютерного Мониторинга для Предупреждения Аварий и Контроля технического Состояния машинного оборудования (КОМПАКС-РПЭ) для диагностики технического состояния электродвигателей после ремонта, разработанная Научно-производственным центром «Диагностика, надежность машин и комплексная автоматизация», г. Омск (НПЦ «Динамика») [100]. Данная система активно внедряется в машиностроении, а также в нефтеперерабатывающих, газоперерабатывающих промышленности России (например, ОАО «Сибнефть-ОНПЗ», ООО «Ярославнефтеоргсинтез-Энерго» и многие др.).

В состав системы входят [100]: диагностическая станция; модуль измерительный универсальный МИУ; вибропреобразователи, термопреобразователи, датчики тока, датчик оборотов ФД-2; кабель соединительный; эксплуатационная документация.

Система КОМПАКС-РПЭ позволяет производить в режиме реального времени диагностику и прогнозирование неисправностей оборудования с ранним обнаружением от одного до восьми электродвигателей одновременно и обеспечивает выпуск из ремонта электродвигателей с максимальным потенциальным ресурсом. Преимуществами системы являются: встроенная

автоматическая ЭС, позволяющая диагностировать неисправности электродвигателя; полный анализ вибросигналов; архивирование результатов.

б) Система автоматизированной интеллектуальной диагностики (САИД) для диагностики и мониторинга генераторов и генераторных систем (турбогенераторы, дизель-генераторы), а также электроприводов переменного тока (насосов, компрессоров, вентиляторов и др.).

Преимуществами данной системы являются: отсутствие требования установки дополнительных датчиков на корпусе или внутри контролируемого агрегата; выявление дефектов на ранних стадиях с целью прогнозирования их дальнейшего развития; устойчивость к помехам [25, 99].

7) Интеллектуальная информационно-диагностическая система (ИИДК) для контроля и оценки состояния ЭО и принятия решений по его управлению и ремонтно-техническому обслуживанию. Данная система внедрена на Сургутской ГРЭС-1, Сургутской ГРЭС-2, Нижневартовской ГРЭС, ОАО «Тюменьэнерго».

Функциональная структура ИИДС турбогенератора представлена на рисунке 1.8 [72].

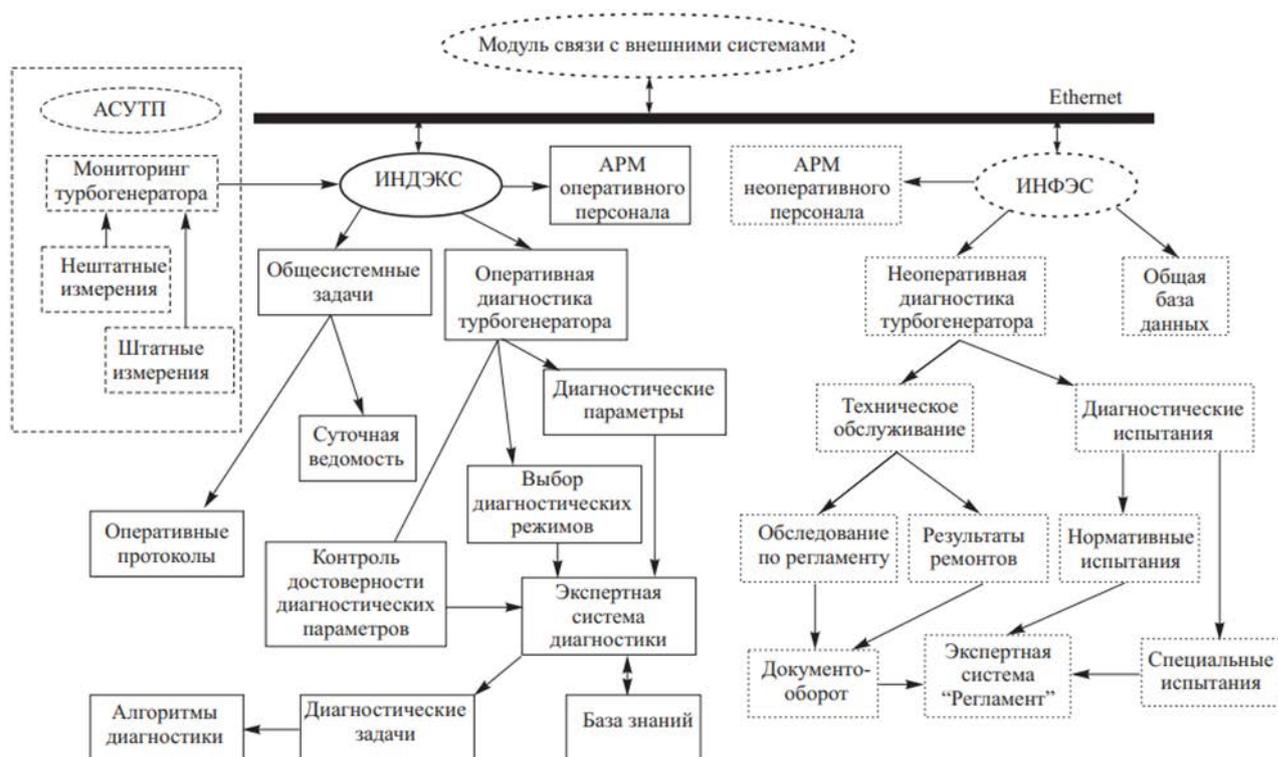


Рисунок 1.8 – Функциональная структура ИИДС турбогенератора

Из рисунка 1.8 видно, что ИИДС представляет собой распределенную информационную систему, которая состоит из двух программных комплексов:

- информационно-диагностическая экспертная система (ИНДЭКС) обеспечивает оперативную диагностику;
- информационная экспертная система (ИНФЭС) обеспечивает автоматизацию документооборота, введение электронных журналов осмотров и обследования ЭО, архивирование информации.

ИИДС обеспечивает заданный уровень работоспособности и исправности ЭО на этапе эксплуатации при минимальных затратах временных, трудовых, материальных ресурсов.

8) Интеллектуальные системы функциональной диагностики (СФД) для диагностики и прогноза технического состояния турбогенераторов. В России существуют лишь исследовательские образцы данных систем [63].

Архитектура интеллектуальной СФД представлена на рисунке 1.9 [84].

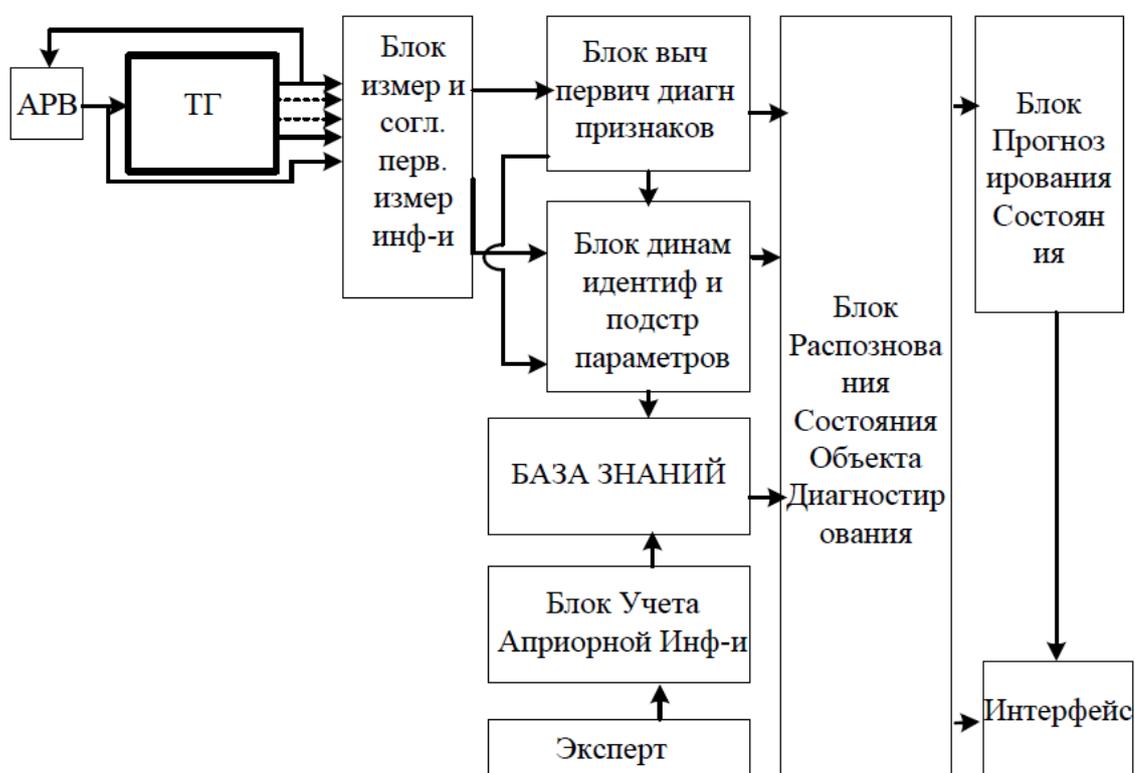


Рисунок 1.9 – Архитектура интеллектуальной СФД

Главным преимуществом интеллектуальной СФД является учет априорной информации на основе эмпирического опыта эксперта, формализующейся в блоке учета априорной информации, с помощью которого настраивается и пополняется БЗ (формирование и хранение эталонов, которые разработаны на основе теории экспертных систем).

Предложенная архитектура позволяет выявлять дефекты, прогнозировать их развитие, принимать качественные и эффективные управленческие решения, а также вырабатывать рекомендации.

Также на российском рынке широко представлены ЭС диагностики промышленных объектов, в основе которых заложены акустические, вибрационные либо тепловые методы диагностики, например, системы «Aurora-2000», «Паллада+», «Атлант», которые разработаны ООО Производственно-внедренческой фирмой «Вибро-Центр» [1]. Данные системы представляют собой программные средства, в основе которых лежат экспертные БЗ, основывающие метод диагностики на вибрационном анализе.

1) Система «Aurora-2000» для вибродиагностики и планирования ремонтов вращающегося (роторного) оборудования. Система «Aurora» предназначена для использования эксплуатационным и ремонтным персоналом с целью контроля текущего технического состояния вращающегося оборудования, определения дальнейшей эксплуатации оборудования без ремонта, а также подготовки рекомендаций о ремонтных работах [86].

2) Система «Атлант» для синхронной регистрации, спектральной обработки и графического анализа сигналов с датчиков, т.е. для диагностических обследований на основе виброзамеров [87].

3) Автоматизированная экспертная система «Паллада+» для вибродиагностики состояния оборудования по спектрам вибросигналов, позволяющая диагностировать несколько десятков различных дефектов [1].

При выборе ЭС для диагностирования ЭО рекомендуется учитывать: вид оборудования, по которому выполняется оценка технического состояния; тип БЗ; набор диагностических параметров; выполняемые задачи.

Проведенный анализ современных СППР и ЭС диагностирования ЭО показал, во-первых, что в настоящее время отсутствуют полноценные системы, а также программные средства диагностирования ЭО, позволяющие проводить оценку технического состояния ЭО в режиме реального времени, выявлять неисправности, формировать рекомендации и отчеты. А, во-вторых, существующие системы обладают следующими недостатками [136]:

- низкий уровень автоматизации процесса обработки диагностической разнотипной информации;
- не учитывается экспертная информация;
- отсутствует возможность настройки системы для использования во всех отраслях промышленности (нефтяной, атомной энергетики, химической и др.);
- не учитывается влияние внешней среды.

Таким образом, для анализа и обработки разнотипной информации, получения достоверных оценок о состоянии ЭО целесообразно в существующие системы диагностирования ЭО включить: БЗ, в основе которой будут лежать смешанные продукционные правила, а также модели и методы ППР с использованием средств нечеткой логики и ИНС. Это позволит эффективно и своевременно реагировать на изменяющуюся обстановку, предвидеть возможное развитие ситуаций, связанных с состоянием ЭО под воздействием различных диагностических параметров и факторов, а также принимать правильные решения относительно состояния ЭО в условиях разнотипной информации.

1.3. Анализ современных методов поддержки принятия решений для оценки технического состояния электротехнического оборудования

Поскольку задача оценки состояния ЭО является сложной и слабоструктурированной, то предлагаются методы поддержки принятия решений к ее решению с учетом разнотипной информации.

На рисунке 1.10 представлена классификация задач, принципов измерения, видов исходных данных для принятия решений относительно состояния ЭО.



Рисунок 1.10 – Классификация задач, принципов измерения, видов исходных данных, методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО

Техническое состояние оборудования определяется при его диагностировании, задачами которого являются: *определение состояния ЭО* (например, в данный момент времени), *прогнозирование состояния ЭО* (прогноз состояния, в котором ЭО может оказаться в некоторый будущий период времени, прогноз возникновения возможных неисправностей), *поиск неисправностей*

(проведение различных проверок с целью определения вида неисправностей и дальнейшего их устранения).

Принципы измерения. *Измерительные приборы* (ПКЭ-А, измерительные трансформаторы, токоизмерительные клещи и др.) – это средства измерений, с помощью которых получают значения измеряемой физической величины (параметров) в установленном диапазоне. *Субъективные суждения* – это информация, поступающая от оперативного персонала на основе опыта и знаний.

Виды исходных данных. *Статистические данные* – это информация в виде числовых рядов различных параметров, полученная с измерительных приборов за время проведения диагностирования. Под *неопределенными данными* понимаются значения параметров, которые представлены в виде лингвистических переменных и интервалов.

Виды направлений. *Статистический анализ* (статистические методы) – это вспомогательные средства, в основе которых лежат положения теории вероятностей и математической статистики. *Мягкие вычисления* (*Soft computing*) имитируют поведение и воспроизводят мышление человека и направлены на максимальное приспособление к работе с неточными данными. *Гибридные системы* – системы, в которых комбинируются методы мягких вычислений.

В настоящее время существует большое количество методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО, однако наиболее интересны следующие составляющие: нечеткая логика, генетические алгоритмы (ГА), ИНС.

Поскольку значения диагностических параметров ЭО могут быть представлены как четкими числами (цифровая форма с различной размерностью), так и нечеткими термами (низкий, норма, высокий и др.) и интервалами, то целесообразно использование *концепции нечетких множеств* (*fuzzy sets theory*), изложенной Л.А. Заде (*L.A. Zadeh*) в 1965 г. Данный аппарат более естественно описывает характер человеческого мышления, ход его рассуждений, по сравнению с традиционными классическими методами, что позволяет дать строгое математическое описание приближенным и нечетким утверждениям.

Значительный вклад в развитие аппарата теории нечетких множеств и нечеткой логики внесли такие ученые, как А.Н. Аверкин, И.З. Батыршин, А.П. Еремеев, А.Н. Борисов, С.М. Ковалев, В.Н. Вагин, Д.А. Поспелов, Л.А. Заде, В.Б. Тарасов, Р. Беллман (R. Bellman), А. Кофман (A. Kaufman), Е.А. Мамдани (E. Mamdani), Б. Коско, М. Сугено (M. Sugeno) и ряд других ученых.

Теория нечетких множеств и нечеткая логика используется во многих областях науки, однако все более широкое применение они находят при разработке интеллектуальных систем контроля и мониторинга сложных объектов, диагностировании и прогнозировании технического состояния оборудования, где необходимо оценивать ситуацию и принимать решение в условиях разнотипной информации.

В работе [24] предлагается компьютерная система диагностики технического состояния двигателей постоянного тока, предназначенная для работы в составе электропривода постоянного тока технологической установки. Данная система имеет три входных переменных (токи обмоток, активные сопротивления обмоток, момент сопротивления на валу двигателя) и одну выходную (класс технического состояния двигателя в целом и его отдельных узлов). В качестве системы нечеткого вывода используется система «Сугено». Важной особенностью предложенной системы является возможность расширения диагностируемых классов состояний за счет рассмотрения и использования дополнительных диагностических параметров. Применение данной системы позволит предупредить аварии, уменьшить издержки при эксплуатации, повысить производительность промышленных установок.

В работе [35] рассматривается оценка технического состояния маслонеполненных силовых трансформаторов на основе разработанной нечеткой модели. Для разработки нечеткой модели предлагается двухэтапный алгоритм выявления характера прогнозируемого дефекта и оценки технического состояния маслонеполненного силового трансформатора в условиях нечеткости, неопределенности об объекте диагностики. Для реализации первого этапа алгоритма разработана нечеткая модель диагностики состояния трансформатора

по анализу растворенных в масле газов, а для второго этапа – модель нечеткого вывода итогового состояния трансформатора, основанная на анализе физико-химических показателей трансформаторного масла и оценке состояния по результатам хроматографического анализа.

Например, в работе [109] предлагается диагностическая система оценки состояния электродвигателей, состоящая из трех этапов диагностики (установка диагноза, определение работоспособности, определение остаточного ресурса), в основе которой лежит вероятностный метод, самонастраивающиеся нейронечеткие сети с применением аппарата нечеткой логики. В основе распознавания ситуаций используется диагностический вектор, состоящий из набора существенных признаков. Основным преимуществом данного подхода является использование трехэтапной диагностики, которая позволяет повысить точность определения состояния электрической машины.

В работе [138] рассмотрен метод оценки технического состояния электрооборудования подстанций и электрических сетей с использованием нечетких логических моделей, основанных на нечетких связях между прогнозируемыми и реальными причинами отказов, а также на матрице нечетких соотношений. Данный метод позволяет выбрать наиболее достоверный признак отказов при наличии нескольких альтернатив и критериев. Процесс принятия решений на основе результатов относительно технического состояния оборудования может осуществляться с использованием метода Саати.

Очевидными *преимуществами* использования теории нечетких множеств и нечеткой логики в задачах оценки состояния ЭО являются: гибкость в представлении исходной информации и интерпретировании конечного результата; простота построения моделей, в том числе с использованием эксперта; сокращение объема вычислений и высокое быстродействие.

В качестве *недостатков* следует отметить [62]: отсутствие возможности провести анализ моделей, полученных с использованием традиционных методов; субъективность в выборе функций принадлежности (ФП) и формировании правил

нечеткого ввода; необходимость расширения базы правил при увеличении числа входных переменных.

Генетические алгоритмы относятся к алгоритмам поисковой оптимизации, которая основана на математическом моделировании биологических механизмов и процессов в живой природе.

В области генетических алгоритмов среди современных отечественных исследований следует выделить работы: Л.А. Гладкова, Д.И. Батищева, В.В. Емельянова, В.М. Курейчика, И.П. Норенкова, Э. Гудмана (*E.D. Goodman*), Д. Голдберга (*D. Goldberg*) и др.

Генетические алгоритмы используются во многих областях науки, однако более широкое применение они находят для решения задач оптимизации и идентификации параметров модели.

Например, в работе [112] предложен алгоритм предварительной идентификации параметров асинхронного двигателя на основе ГА, который позволяет определить диагностические параметры двигателя с точностью, достаточной для реализации быстродействующих электроприводов на основе векторного управления.

В работе [126] рассматривается модель асинхронного двигателя, которая строится с использованием снятых переходных процессов токов и напряжений двигателя, и уже на основе полученной информации определяются активные сопротивления и индуктивности статора и ротора, момент инерции двигателя.

Основными *преимуществами* ГА являются: не только универсальность и простота их реализации, но и относительно высокая скорость работы в задачах с нечеткой исходной информацией.

В качестве *недостатков* следует отметить: высокую вычислительную стоимость и отсутствие гарантии того, что будет найдено оптимальное решение за необходимое время.

Искусственные нейронные сети. В настоящее время широкое распространение получило использование ИНС, основанных на модели искусственного нейрона, который имитирует свойства биологического нейрона,

способного изменять свое поведение в зависимости от состояния окружающей их среды, для решения задач прогнозирования, диагностики и обнаружения предаварийных ситуаций на промышленных объектах.

Большой вклад в развитие технологий ИНС внесли такие ученые как, А.Н. Горбань, В.В. Борисов, С.А. Терехов, М. Минский, Т. Кохонен (*T. Kohonen*), Дж. Хопфилд (*J.J. Hopfield*), Дж. Хинтон (*G.E. Hinton*) и многие другие.

Искусственные нейронные сети представляют собой метод моделирования сложных зависимостей в задачах прогноза, классификации, управления и диагностики с возможностью обучения и адаптации к различным изменениям.

В качестве примеров можно привести работу [102], в которой рассматривается ИНС для распознавания предаварийных ситуаций при вибродиагностике турбоагрегатов электростанций, имеющая два входа и один выход. При обучении ИНС используется алгоритм обратного распространения ошибки.

В работе [48] рассматривается диагностика двигателей постоянного тока с помощью ИНС, которая заключается в решении задачи классификации, с определением принадлежности входного набора диагностических признаков к одному из нескольких заранее известных классов технического состояния электродвигателя. В данном случае для ИНС входными данными являются напряжения и токи обмоток якоря, момент сопротивления, угловая скорость, оцененные параметры и ошибки предикторов. Выходные данные – определенный класс технического состояния электродвигателя. Разработанная система диагностики позволяет быстро и точно определять состояние электродвигателя, обнаруживать дефекты на ранней стадии их развития, снизить расходы на ремонт и увеличить срок службы электродвигателя.

В работе [118] рассматривается подход к применению ИНС в задачах технического состояния турбогенераторов для измерения вибраций спектрограмм электростанций. Решались две задачи: фильтрация помех в измерительных данных с использованием линейной нейронной сети и диагностика (классификация) состояния турбогенераторов на основе анализа спектрограмм

вибрационных измерений с использованием нейронной сети персептронного типа. Предложенный подход способствует раннему обнаружению предаварийных признаков.

В работе [139] рассматривается подход с для обнаружения неисправностей обмоток в электрической машине на основе использования образцов данных электрической машины как в исправном состоянии, так и в условиях различных неисправностей. Создается двухуровневая сеть с прямой связью с алгоритмом обратного распространения Левенберга – Марквардта с собранным входным набором данных. Предложенный подход позволяет идентифицировать каждое состояние электрической машины с высокой точностью.

К *преимуществам* моделей оценки состояния ЭО с использованием ИНС следует отнести: устойчивость при работе с недостоверной информацией; устойчивость к шумам во входной диагностической информации; возможность адаптации к новым условиям; способность эффективно обрабатывать информацию высокой размерности; минимальное вмешательство пользователя в процесс обучения.

К *недостаткам* ИНС относят: сложность реализации и обучения сети; необходимость в большом объеме архивной диагностической информации для качественного обучения разработанной ИНС.

Отметим, что наибольшего успеха в оценке состояния ЭО можно достичь с использованием комбинации вышеперечисленных методов и технологий мягких вычислений.

Например, в работе [3] рассматривается подход для комплексной оценки технического состояния силовых маслонаполненных трансформаторов. Данный подход основан на использовании не только алгоритмов нечеткого логического вывода, но и генетических алгоритмов для последующего обучения нечеткой модели, предложенный подход позволяет уменьшить временные затраты на анализ данных и улучшить качество оценки технического состояния оборудования за счет исключения человеческого фактора при анализе данных.

В работе [13] рассматривается использование нейро-нечетких моделей для комплексной оценки состояния ЭО. Разработанная гибридная сеть ANFIS предназначена для оценки технического состояния силового трансформатора по двум ключевым параметрам (температура обмоток изоляции, температура верхних слоев масла). Тестирование полученной нейронечеткой структуры показало, что она с точностью до 86 % правильно определяет фактическое состояние ЭО.

Таким образом, проведенный анализ существующих методов диагностирования ЭО позволяет установить, что [18, 136]:

- методы разработаны для конкретного оборудования, учитывают конкретные диагностические параметры, и их использование для другого оборудования не применимо;
- в методах поддержки принятия решений не учитывается влияние внешней среды, например, информация о климатических условиях (перепады температур, грозы и др.);
- большинство моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО основаны на механических источниках отказов и сбоев, при этом не учитывается влияние основных ПКЭ, хотя ЭО очень чувствительны к ним.

Для повышения эффективности принятия решений относительно состояния ЭО необходимо разрабатывать и применять новые модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО с использованием средств нечеткой логики и ИНС, основанных на применении нескольких видов диагностических параметров, что дает большой объем информации, одновременно снижая трудоемкость и упрощая обработку информации. Данные модели и методы позволят оценивать не только механические и электрические неисправности, вызывающие отказы и сбои ЭО, но извлекать и использовать знания, накопленные оперативным и ремонтным персоналом.

Выводы по главе 1

1) Выполнен анализ особенностей принятия решений относительно состояния ЭО, в результате которого выявлены проблемы, связанные с информационным обеспечением поддержки принятия решений. Выявленные проблемы обусловлены большим объемом разнотипной, слабоструктурированной информацией; множеством разнотипных параметров, факторов и ПКЭ; ограниченностью получения доступной информации; отсутствием системного подхода при обработке диагностической информации; отсутствием научно-обоснованных решений в системах диагностирования ЭО.

2) Проведен анализ существующих интеллектуальных СППР и ЭС диагностирования ЭО, который показал, что существующие системы обладают низким уровнем автоматизации процесса обработки нечеткой информации, ограниченным применением методов «мягких вычислений». Для преодоления указанных трудностей разрабатываются методы поддержки принятия решений для оценки состояния электротехнического оборудования, учитывающие не только количественную, но и качественную исходную информацию.

3) Проведен сравнительный анализ моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО, в результате которого выявлено, что большинство методов учитывает не все параметры, характеризующие ЭО и факторы, влияющие на основные параметры ЭО; не учитывается влияние климатических условий; модели и методы разработаны для конкретного ЭО и их использование для другого оборудования требует модификации. В связи с этим необходимо разрабатывать новые модели и методы поддержки принятия решений с использованием средств нечеткой логики и ИНС, учитывающие вышесказанные недостатки, что позволит повысить оперативность принятия решений относительно состояния ЭО в условиях неполной и четкой информации.

Глава 2. Системное моделирование процесса принятия решений относительно состояния электротехнического оборудования

Осуществляется выбор диагностических параметров, характеризующих ЭО; основные ПКЭ, которые могут быть возможными первоисточниками отказов и сбоев ЭО, а также диагностических факторов, влияющих на основные параметры ЭО. Также рассматриваются теоретические положения разработки моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО, базирующихся на общесистемных принципах, принципах управления. Разрабатываются иерархические гибридные модели процесса принятия решений относительно состояния с использованием методологии функционального моделирования.

2.1. Выбор диагностических параметров и факторов для применения методов поддержки принятия решений для оценки состояния электротехнического оборудования

Для решения задач диагностирования и прогнозирования состояния ЭО необходимо разрабатывать и внедрять эффективные модели и методы поддержки принятия решений, учитывающие не только специфику работы ЭО, но и разнородность диагностической информации (шкалы измерения (номинальная, числовая и др.); типы данных (целый, вещественный, логический и др.); структуры представления (статистические, темпоральные, нечеткие, экспертные данные, изображения и др.); масштабы и единицы измерения [49].

Одной из важнейших задач при оценке состояния ЭО является выбор оптимального набора диагностических параметров и факторов, характеризующих и влияющих на состояние ЭО [37].

Диагностические параметры ЭО, величины которых измеряются при диагностировании, характеризуются номинальными значениями, допустимыми значениями (нормальными, предельными) и интервалами (диапазон значений), а также экспертной информацией. Для выбора параметров, использующихся в

методах поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО, предлагается следующая классификация (рисунок 2.1).



Рисунок 2.1 – Классификация диагностических параметров и факторов

Выделено три вида диагностических параметров и факторов:

1) основные диагностические параметры (технические характеристики ЭО), например, мощность, скольжение, ток статора, КПД, $\cos\varphi$, температура подшипников и корпуса и др., характеризующие ЭО (ГОСТ 22782.0-81, ГОСТ 22782.6-81 и ГОСТ 24719-81) [28-30];

2) основные ПКЭ (отклонение частоты, доза фликера (колебания), коэффициент n -ой гармонической составляющей напряжения и др.) в соответствии с ГОСТом 32144-2013 [31, 81] в качестве возможных первоисточников отказов и сбоев ЭО;

3) диагностические факторы (например, информация о климатических условиях), влияющие на основные параметры ЭО.

Отметим, что большинство значений параметров (напряжения фаз A, B, C , сопротивление статорной обмотки и др.) получены непосредственно с помощью измерительных приборов (ПКЭ-А, измерительные трансформаторы, и др.). Для получения остальных значений параметров применяются математические расчеты (например, зная напряжения фаз A, B, C , можно с помощью формулы рассчитать

значение параметра отклонения напряжения фаз $\delta U_0 = \frac{U_{(ABC)} - U_{\text{норм}}}{U_{\text{норм}}}$,

$U_{\text{норм}} = 220 \text{ В}$), дополнительные преобразования (например, значения грозových импульсных напряжений определяются по таблице [27] и др.), либо экспертная информация, полученная на основе знаний и опыта оперативного персонала.

Также отметим, что некоторые параметры могут быть оценены посредством визуального наблюдения, которое проводится в динамическом режиме (при работающем оборудовании) и в статическом режиме (при остановленном). Визуальный осмотр позволяет прямым путем обнаружить неисправность при работе ЭО, а косвенным – подтвердить наличие повреждения или дефекта. Отличительной особенностью данного осмотра являются трудности при формализации процесса диагностирования и решения задачи распознавания [64].

Заметим, что для нормальной работы ЭО, а также стабильности функционирования ЭО работы необходимо рассматривать основные ПКЭ, значения которых должны находиться в пределах установленных нормативными требованиями [116]. Это связано с тем, что многие ПКЭ оказывают отрицательное воздействие на работу ЭО.

Техническое состояние ЭО характеризуется большим количеством диагностических параметров и факторов, что сопровождается большим числом измерительных приборов и большими затратами времени. С одной стороны, это приводит к правильному решению относительно состояния ЭО, более точному и достоверному прогнозу, увеличению полноты охвата. С другой стороны, использование большого количества диагностических параметров может

привести к снижению эффективности процесса принятия диагностических решений (достоверность прогноза) [20, 21].

Например, в работе [8] для выбора диагностических параметров предлагается метод, основанный на формулах Байеса.

В работе [32] предлагается принцип выбора диагностических параметров, в основе которого лежит достаточность выбранного числа параметров для оценки состояния объекта заданной или определенной достоверности и проверяется по расчетному значению вероятности правильного диагностирования.

В работе [71] подробно рассматриваются процедуры выбора и минимизации совокупностей диагностических параметров, а также определения их граничных значений.

Поэтому при выборе параметров и факторов ЭО необходимо учитывать не только причины неисправности ЭО, тип ЭО, но и насколько параметр обладает информативностью, большим диапазоном изменения диагностического параметра, высокой помехозащищенностью, а также мгновенным реагированием на любые изменения, происходящие в работе ЭО. Таким образом, полученный набор диагностических параметров и факторов будет оптимальным, если контроль будет достаточным для обнаружения неисправностей в работе ЭО [21, 116].

После определения и выбора основных диагностических параметров и факторов осуществляется разработка моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО с использованием средств нечеткой логики и ИНС, что позволяет работать с большим количеством параметров (значения могут быть представлены числовыми значениями и качественными переменными), и исключить получение недостоверных результатов.

При разработке моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО с использованием средств нечеткой логики и ИНС предъявляются следующие требования [17]:

- методы должны обеспечивать требуемую достоверность полученных результатов;

- не требовать режимов работы ЭО, которые трудно осуществить на практике при проведении измерения;
- необходимо обеспечивать сокращение времени на принятие решений при оценивании состояния ЭО по сравнению с другими методами аналогичного назначения;
- необходимо обеспечивать информационную поддержку принятия решений при оценивании состояния ЭО своевременно и многократно за счет некоторого количества неоднородных когнитивных моделей (НКМ);
- необходимо учитывать в моделях и методах поддержки принятия решений многофакторность процесса диагностирования и прогнозирования состояния ЭО.

При обработке результатов наблюдения на этапе эксплуатации ЭО оперативный персонал обычно сталкивается с проблемой обработки большого количества разнотипной информации, и формализации знаний. В качестве основных типов моделей представления знаний выделяют следующие [22, 40, 50, 69, 80].

1) *Модель в исчислении высказываний.* Это самая простая формальная модель представления знаний, позволяющая понять основной механизм вывода в системах искусственного интеллекта, которую невозможно использовать для описания сложных систем знаний.

2) *Продукционные модели.* В данной модели знания представлены в виде следующих предложений, например, «если «условие», то «закключение».

У данной модели преимуществами являются ее наглядность (знания оперативного персонала записаны в виде правил), простота создания и понимания правил, простота механизма логического вывода (МЛВ), легкость внесения дополнительной информации, а также декомпозиция правил, что позволяет сократить время поиска решения.

Недостатком данной модели является возникновение противоречивости продукционных правил друг другу из-за их большого числа, для устранения которой затрачивается большое количество времени. Для решения данной

проблемы предлагается разработка перспективных БЗ, которая проверяется на непротиворечивость и полноту.

Продукционные модели чаще всего применяются в промышленных СППР, для описания логических задач являются правилами продукции [46, 110].

3) *Семантические сети*. Семантические сети представляют собой ориентированный граф, в котором вершинами являются понятия и объекты, а ребра – отношения между понятиями и объектами.

Преимуществами семантических сетей являются: универсальность, достигаемая за счет выбора набора отношений для понятий либо объектов; простота описания; наглядность, однако при увеличении размеров сети наглядность теряется.

Недостатками являются: отсутствует ясное представление о структуре предметной области, что затрудняет разработку и модификацию сети; сложный поиск решения; неоднозначность описания; отсутствие формального аппарата установления противоречивости описания.

Семантические сети часто используются в системах обработки естественного языка, распознавания образов.

4) *Фреймовая модель*. В основе данной модели лежат фреймы, которые состоят из конечного числа слотов, каждый из которых имеет имя и значение.

Преимуществами фреймовой модели являются: универсальность за счет присутствия фреймов – ситуаций, фреймов – сценариев и т.п.; легкость перехода к сетевым моделям; эффективная реализация процедур вывода; хорошее соответствие реальной действительности.

К недостаткам данной модели следует отнести: сложность фрагмента знаний – фрейма; отсутствие строгой формализации; сложность осуществления на фреймах представления временных процессов. Применение фреймовых моделей эффективно для структурного описания сложных понятий и решения задач.

В настоящей диссертационной работе в качестве модели представления знаний используются продукционные правила, поскольку они простые из-за их разработки и интерпретации оперативным персоналом, гибкие при описании

состояния ЭО, а также позволяют обрабатывать нечеткую информацию. При этом продукционные правила лежат в основе построения НКМ поддержки принятия решений относительно состояния ЭО.

Теоретические положения разработки моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО, базируются на следующих принципах [17]:

- *принцип системности* – при принятии решений относительно состояния ЭО необходимо учитывать не только диагностические параметры, но и диагностические факторы, т.е. параметры и факторы учитывать в комплексе;
- *принцип многообразия* – необходимо применять различные современные методы и технологии, при этом не ограничиваться только одним методом;
- *принцип декомпозиции* – процесс принятия решений относительно состояния ЭО можно разделить на множество этапов и связей между ними;
- *принцип контринтуитивного проектирования* – необходимо опираться не только на опыт и знания оперативного персонала, но и на аналитические расчеты значений параметров оборудования;
- *принцип множественности моделей* - для принятия решений относительно состояния ЭО, возможно построение нескольких различных когнитивных моделей, которые имеют одинаковое право на существование;
- *принцип достоверности* - получение верного принятия решения за счет применения методов обработки и анализа диагностической информации.
- *принцип эмерджентности* – при объединении моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО получают новые знания, отсутствовавшие ранее;
- *принцип обратной связи* - полученные результаты экспериментальных исследований сравниваются с ожидаемыми и уже по результатам происходит сравнение и проводится корректировка, например, НКМ и иерархической смешанных продукционных правил (ИСПП).

Данные принципы позволяют сформулировать различные задачи диагностирования и прогнозирования состояния ЭО.

2.2. Разработка иерархических гибридных моделей процесса принятия решений относительно состояния электротехнического оборудования с использованием методологии функционального моделирования

В настоящее время разработано большое количество методов моделирования, использование которых, кроме основных функциональных задач, позволяет накапливать опыт и практические навыки персонала входе эксплуатации объекта, а также унифицировать созданные модели для взаимодействия между группами разработчиков и потребителей [14]. Важнейшими из таких подходов являются:

1) функциональный (методология функционального моделирования). Главной особенностью данного подхода является принцип декомпозиции диаграмм, т.е. четкое структурирование, построение иерархических и взаимосвязанных диаграмм;

2) объектно-ориентированный (диаграммы *UML*). В данном подходе используется объектная декомпозиция, поведение системы описывается в терминах обмена сообщениями между объектами, а статическая структура системы описывается в терминах объектов и связей между ними.

Разработка полных и непротиворечивых иерархических гибридных моделей процесса принятия решений относительно состояния ЭО на этапе эксплуатации осуществляется с использованием методологии функционального моделирования, что позволяет его подробно описывать путем введения уровней детализации. Данные модели описывают, что происходит при принятии решений относительно состояния ЭО, как управлять данным процессом, какие функции необходимо выполнить, какие средства нужно затратить при выполнении функции и что производит. При этом упрощается не только моделирование процесса принятия решений, но и понимание моделей из-за выдачи информации небольшими частями на каждой последующей диаграмме [82, 104]. Это позволяет устранить неоднозначность описания, возникающего из постановок задач, связанных с ЭО.

Основные элементы методологии показаны на рисунке 2.2 [82]. Здесь под **входом** понимается информация, которая используется и преобразуется функцией для получения выхода (результата); **управлением** - понимаются регламентирующие нормативные документы, требования, которыми руководствуется функция; под **механизмом** - понимаются ресурсы, с помощью которых выполняется функция; под **выходом** - понимается информация, полученная в результате выполнения функции.

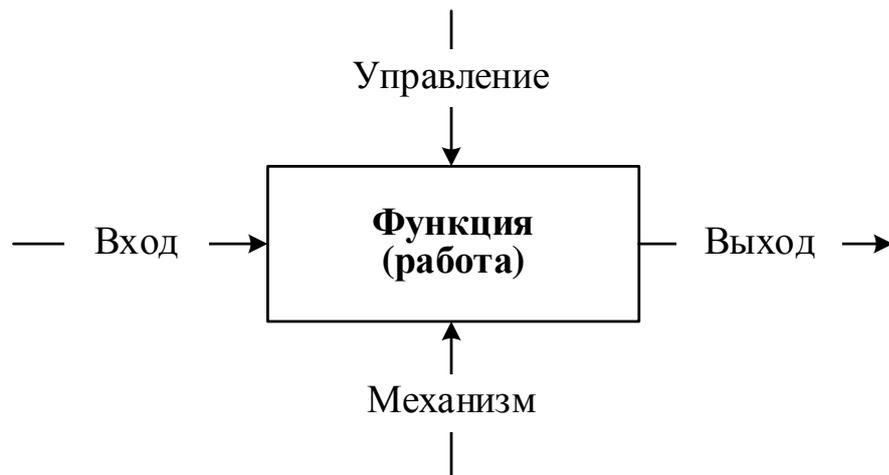


Рисунок 2.2 – Основные элементы методологии функционального моделирования

Отметим, что при построении иерархических гибридных моделей необходимо учитывать следующие рекомендации:

1) на диаграмме должно располагаться от 3 до 6 функций. Если на диаграмме декомпозиции две функции, то она не имеет смысла. При наличии большого количества функций диаграмма становится трудночитаемой;

2) каждая функция должна иметь как минимум четыре стрелки разного типа (вход, управление, механизм, выход);

3) необходимо минимизировать число пересечений стрелок, иначе модель может быть запутанной.

Общее представление о процессе принятия решений относительно состояния ЭО показано на контекстной диаграмме (рисунок 2.3). Из рисунка 2.3 видно, что в качестве входной информации для выполнения функции «Принятие решений относительно состояния ЭО» предполагается использовать разнотипную

архивную информацию о состоянии ЭО, а также информацию о климатических условиях. Результатом выполнения данной функции (*выходная информация*) является: принятое решение о состоянии ЭО.



Рисунок 2.3 – Контекстная диаграмма
«Принятие решений относительно состояния ЭО»

В качестве *управления* (регламентирования, ограничений) выступают нормативные требования (ГОСТы), где указаны условия эксплуатации, допустимые отклонения от номинальных значений основных диагностических параметров ЭО, основные ПКЭ и т.п., а в качестве *механизма* – оперативный персонал, лицо, принимающее решение (ЛПР).

Далее на основе принципа иерархического упорядочивания с учетом задач, которые, будут подробно рассматриваться в следующих главах, детализируется контекстная диаграмма. Отметим, что подвергать декомпозиции функции моделей, представленных на диаграммах, можно до требуемого уровня.

На рисунке 2.4 приведен результат декомпозиции контекстной диаграммы, предложенной автором, состоящей из пяти функций А1-А5.

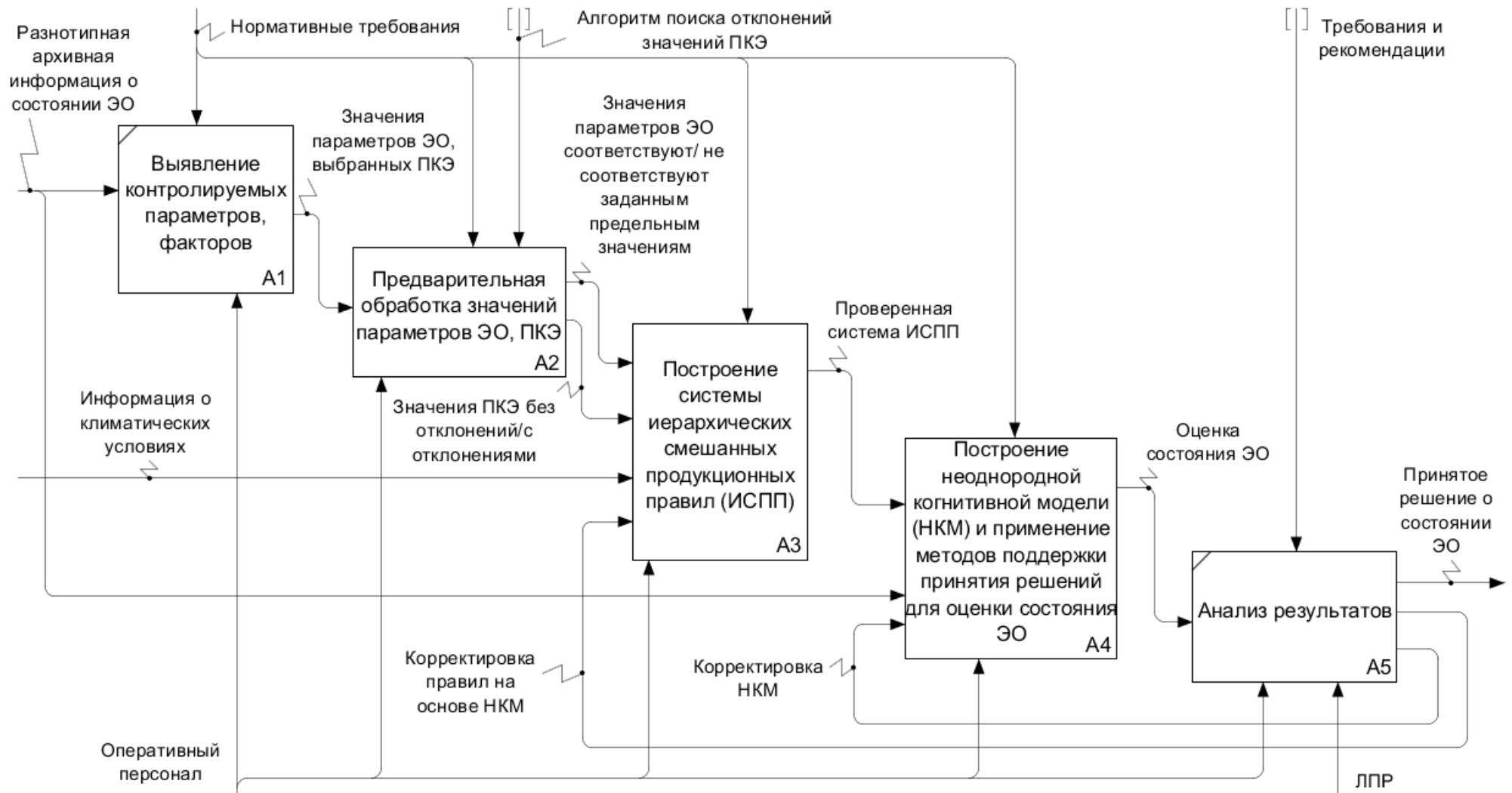


Рисунок 2.4 – Диаграмма декомпозиции «Принятие решений относительно состояния ЭО»

Здесь стрелки «Требования и рекомендации» и «Алгоритм поиска отклонений значений ПКЭ» являются туннельными и означают, что выраженная ими информация отсутствует на контекстной диаграмме (см. рисунок 2.3). При этом «Требования и рекомендации» поступают от ЛПР. Введение таких стрелок позволяет упростить описание модели, т.е. минимизировать загромождения диаграмм. Отметим, что первый уровень декомпозиции имеет довольно сложную структуру, поскольку процесс принятия решений относительно состояния ЭО представляется многоуровневой *многоэтапной* процедурой.

Функция А1 позволяет выявить основные диагностические параметры [28-30], основные ПКЭ [31], диагностические факторы, которые необходимо контролировать на протяжении всего процесса принятия решений относительно состояния ЭО.

Функция А2 позволяет провести предварительную обработку значений параметров ЭО, ПКЭ с использованием разработанного алгоритма поиска отклонений значений ПКЭ, подробно описанного в параграфе 2.3 (рисунок 2.5), для выявления значений ПКЭ без отклонений/ с отклонениями, а также значения параметров ЭО соответствуют/ не соответствуют заданным предельным значениям (минимальным и максимальным).

Функция А3 позволяет построить систему иерархических смешанных продукционных правил (ИСПП) с учетом знаний и опыта оперативного персонала, которые составляют основу базы знаний (БЗ) (рисунок 2.6).

Функция А4 позволяет на основе системы ИСПП построить НКМ для оценки состояния ЭО, провести вычислительный эксперимент на разработанной НКМ (рисунок 2.7) с целью получения общей картины о состоянии ЭО, а также применить методы поддержки принятия решений.

Функция А5 позволяет провести анализ полученных результатов относительно состояния ЭО. Если результаты у ЛПР вызовут сомнения, то он поручит оперативному персоналу задание, например, подкорректировать продукционные правила либо НКМ.

Под *корректировкой НКМ* понимается добавление или удаление вершин; установление новых связей между вершинами; изменение значений вершин. Под *корректировкой правил на основе НКМ* понимается добавление новых правил с учетом структуры модели.

Диаграмма декомпозиции «Предварительная обработка значений параметров ЭО, ПКЭ» содержит следующие три функции (см. рисунок 2.5).

Функция A21 осуществляет проверку соответствия измеряемых значений ПКЭ доверительным интервалам каждого показателя с применением алгоритма поиска отклонений значений ПКЭ (параграф 2.3, рисунок 2.10) и сопоставление измеряемых значений диагностических параметров с заданными предельными значениями каждого параметра с применением алгоритма сопоставления значений параметров с заданными предельными значениями (параграф 2.3, рисунок 2.10) на основе БД. В БД хранятся значения доверительных и предельных интервалов ПКЭ, а также номинальные значения и предельные значения диагностических параметров, описанные в нормативных требованиях [37-39]. Значения ПКЭ, несоответствующие границам доверительного интервала поступают на вход функции A22 для дальнейшей проверки, а результаты сопоставления измеряемых значений диагностических параметров заданным предельным значениям поступают на выход.

Функция A22 осуществляет проверку соответствия значений ПКЭ предельным интервалам на основе БД с применением алгоритма поиска отклонений значений ПКЭ.

Функция A23 осуществляет сбор всей информации по поиску отклонений значений ПКЭ от норм и сопоставлению измеряемых диагностических параметров с заданными предельными значениями, а также выдает результат (например, дата и время отклонений значений параметров, продолжительность отклонений и др.).

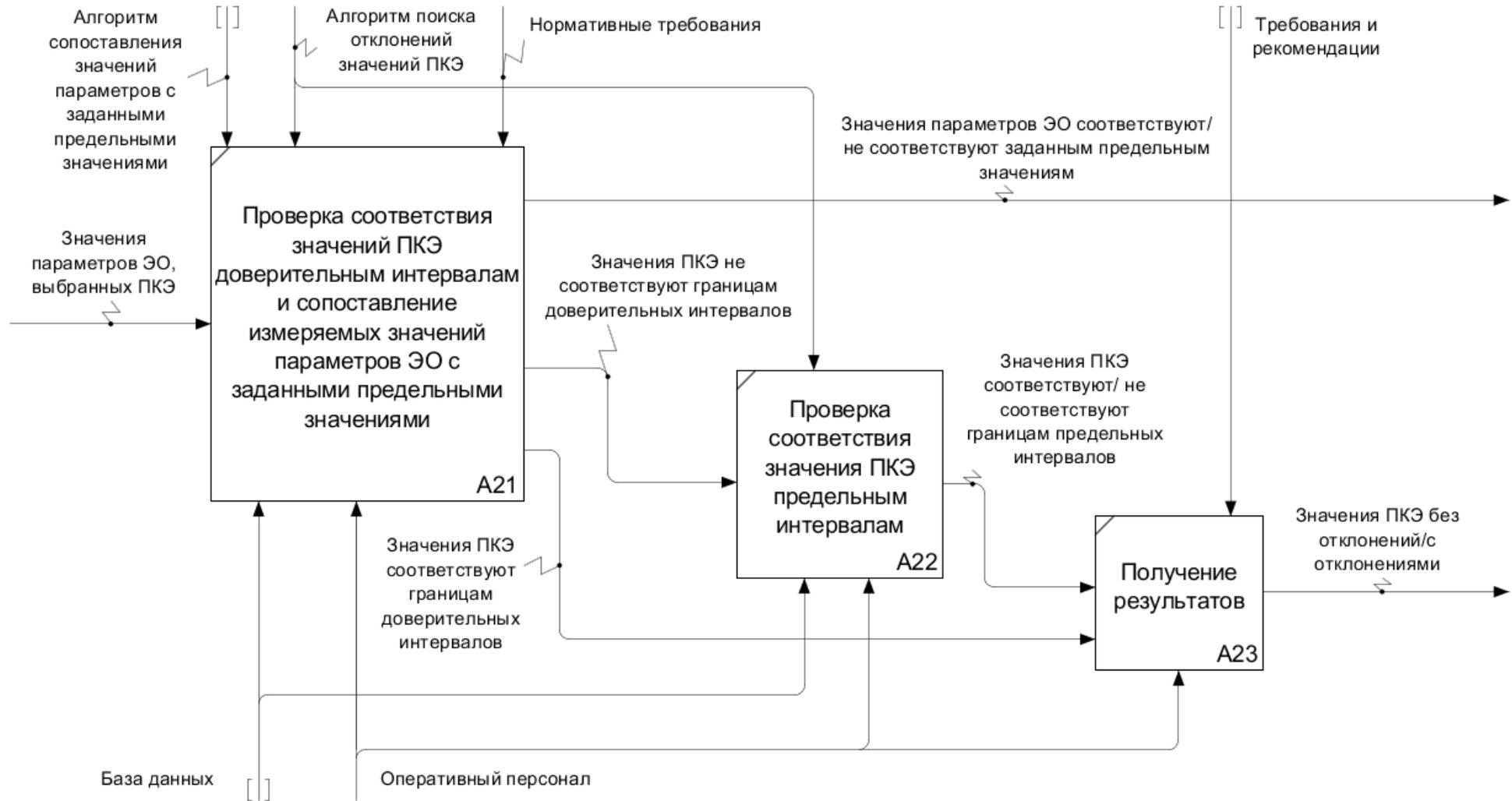


Рисунок 2.5 – Диаграмма декомпозиции «Предварительная обработка значений параметров ЭО, ПКЭ»

Диаграмма декомпозиции «Построение системы ИСПП» содержит следующие четыре функции (рисунок 2.6).

Функция А31 осуществляет формирование групп из основных диагностических параметров, ПКЭ и диагностических факторов для полного описания возможных ситуаций, которые могут возникнуть при работе ЭО на этапе эксплуатации.

Обобщенная схема формирования групп основных диагностических параметров и факторов подробно рассмотрена в параграфе 3.1.

Функция А32 позволяет разрабатывать ИСПП на основе сформированных групп факторов и параметров с использованием средств нечеткой логики и нормативных требований.

Для принятия диагностических решений ценным является самое длинное продукционное правило (детальное описание условий). При этом короткие правила отображают лишь грубые знания, полученные от оперативного персонала, которые свойственны новичкам. Разработка ИСПП подробно рассмотрена в параграфе 3.1.

Функция А33 позволяет систему ИСПП, которая составляет основу БЗ, проверить на непротиворечивость и полноту с применением различных методик.

Под *корректировкой правил* понимается изменение количества входных диагностических параметров, факторов либо изменение терма-множества для какого-либо параметра, фактора.

Оценка ИСПП на непротиворечивость и неполноту подробно рассмотрена в параграфе 3.1.

Функция А34 позволяет уменьшить количество ИСПП в БЗ и улучшить свойства полноты и непротиворечивости с применением различных критериев оптимизации, а также методов сокращения правил.

Оптимизация ИСПП подробно рассмотрена в параграфе 3.1.

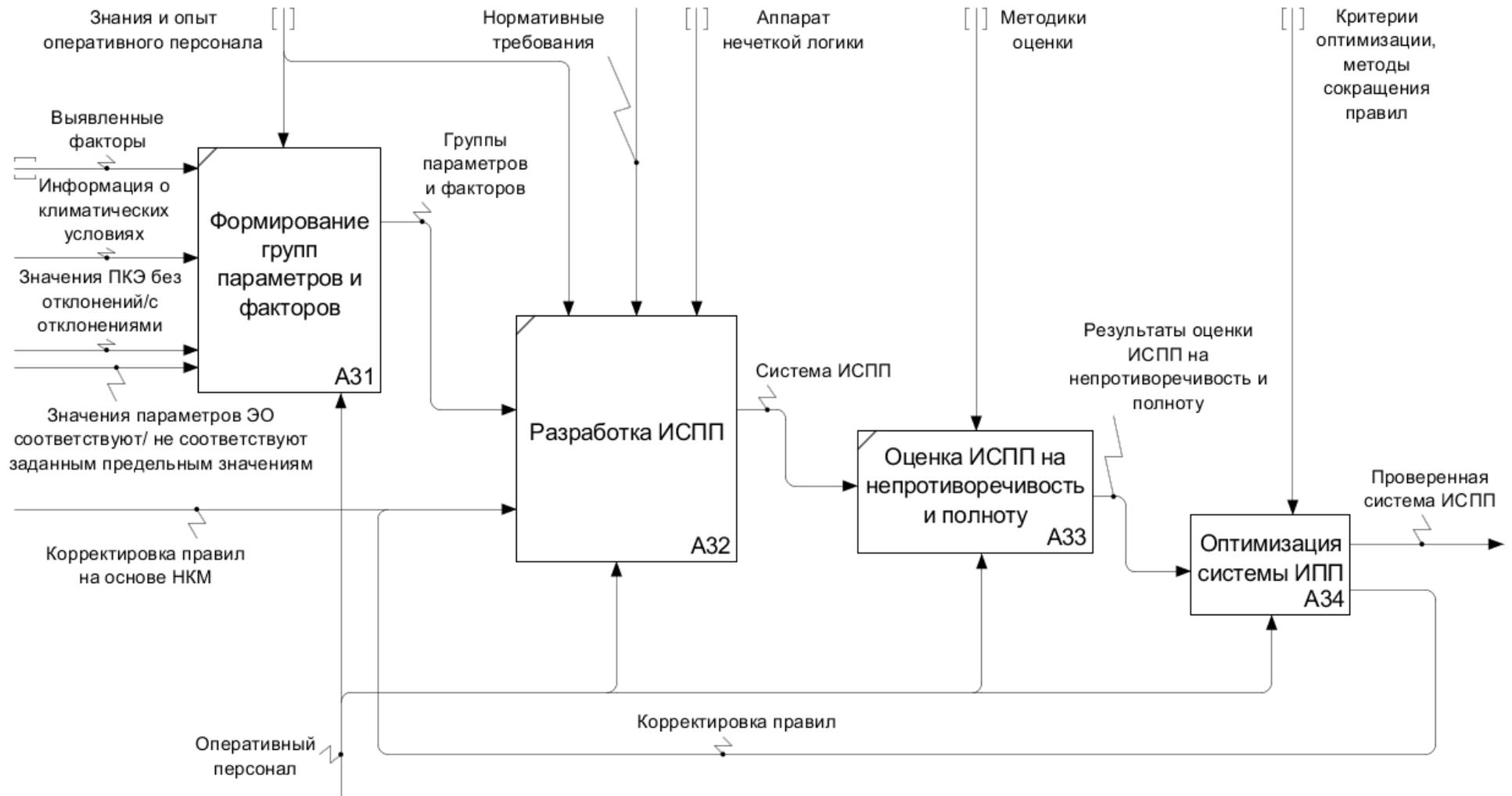


Рисунок 2.6 – Диаграмма декомпозиции «Построение системы ИСПП»

Диаграмма декомпозиции «Построение НКМ и применение методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО» содержит следующие три функции (рисунок 2.7).

Функция А41 позволяет на основе проверенной системы ИСПП на непротиворечивость и полноту строить НКМ с использованием знаний и опыта оперативного персонала, а также нормативных требований.

Под *НКМ* понимается ориентированный взвешенный граф с помеченными вершинами и ребрами (рисунок 3.2), который получается путем структуризации знаний ЛПР и оперативного персонала на основе представлений о состоянии ЭО, диагностической и экспертной информации.

Функция А42 позволяет обрабатывать значения диагностических параметров, ПКЭ, диагностических факторов с применением алгоритма обработки, подробно описанного в работе [56].

Данная обработка необходима, поскольку оперативный персонал сталкивается с разнотипной информацией, где численные значения отличаются не только единицами измерения, но и порядком величин, который заключен в нормировании и структуризации значений параметров и факторов, которые представлены в виде лингвистических переменных, интервалов, чисел.

Функция А43 позволяет применять разработанные в главе 3 методы поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО:

- 1) метод оценки влияния параметров и факторов на состояние ЭО с использованием системных показателей;
- 2) метод к обучению НКМ (распознавание состояния ЭО) с использованием ИНС;
- 3) метод прогнозирования состояния ЭО с использованием импульсного моделирования;
- 4) метод прогнозирования значений параметров ЭО с использованием средств нечеткой логики.

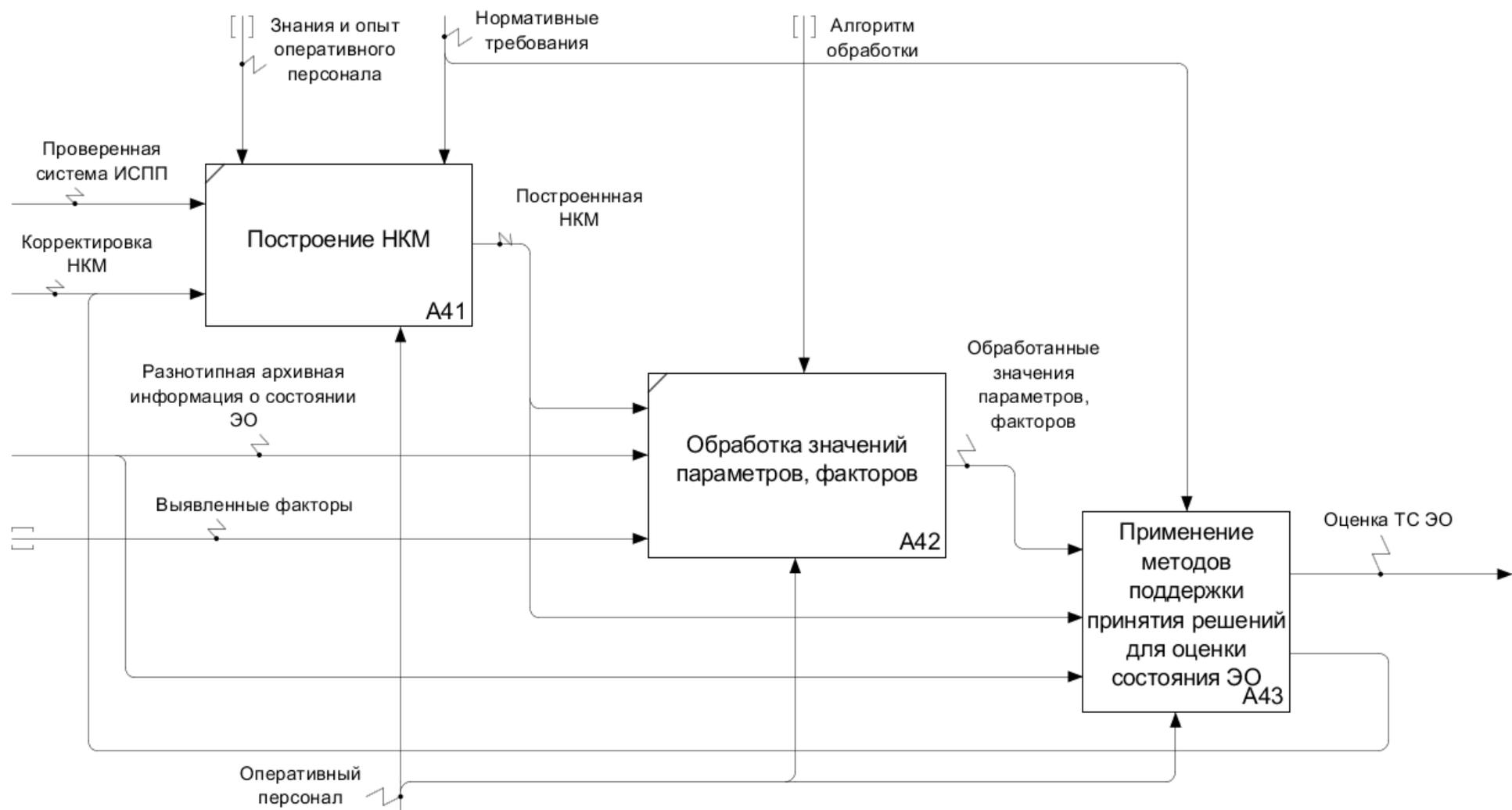


Рисунок 2.7 – Диаграмма декомпозиции

«Построение НКМ и применение методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО»

Диаграмма декомпозиции «Применение методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО» содержит следующие четыре функции (рисунок 2.8).

Функция А431 – иллюстрирует оценка влияния параметров и факторов, влияющих друг на друга, а также на состояние ЭО. Для этого предлагается рассчитать системные показатели НКМ [12, 98]:

- 1) влияние одной вершины НКМ на другую;
- 2) влияние какой-либо вершины на всю НКМ в целом;
- 3) влияние НКМ на какую-либо вершину;
- 4) консонанс влияния какой-либо вершины на всю НКМ в целом. Консонанс определяет, насколько согласованно присутствие параметров, факторов в НКМ.

Подробное описание системных показателей рассмотрено в параграфе 3.2.

Функция А432 – демонстрирует обучение НКМ (распознавание состояния ЭО путем установления соотношения между диагностическими параметрами, ПКЭ, факторами и классами состояний ЭО) с использованием ИНС.

В большинстве случаев при распознавании состояния ЭО оперативному персоналу заранее известны возможные его состояния. Состояние ЭО разбивается на несколько классов, для того чтобы правильно оценивать его оценивать. Каждому классу присваивается индивидуальный числовой номер, который участвует при принятии решений по поводу исправности ЭО. Такая задача диагностирования определяется как задача классификации, позволяющая распознать состояние ЭО, которое характеризуется определенными значениями параметров и определить его к одному из нескольких попарно не пересекающихся заданных классов. Необходимо отметить, что при большом количестве диагностических параметров, на основании значений которых принимается решение о состоянии ЭО, значительно усложняется задача классификации.

Разработка метода распознавания состояния ЭО подробно рассмотрена в параграфе 3.3.

Функция А433 – прогнозирует состояния ЭО с использованием импульсного моделирования на НКМ и сценарного анализа.

Здесь решается задача прогноза, а именно необходимо определить, к чему приведет внесенное возмущение в НКМ, заданное изменениями (увеличением или уменьшением значения) одной или нескольких вершин, и построить прогнозы по развитию возможных ситуаций [44, 98].

Импульсное моделирование на НКМ и сценарный анализ используется с целью выявления всевозможных сценариев развития ситуаций, которые могут возникнуть при эксплуатации ЭО, подробное описание которых рассмотрено в параграфе 3.4.

Функция А434 – прогнозирует значения диагностических параметров, ПКЭ ЭО с использованием средств нечеткой логики.

Для прогнозирования значений диагностических параметров ЭО был разработан метод, основанный на построении функциональных зависимостей в виде четких отображений, множества «частота появления опасной ситуации для ЭО», учитывающий диагностическую и экспертную информацию.

Данный метод подробно рассмотрено в параграфе 3.4.

Таким образом, иерархические гибридные модели раскрывают взаимосвязь реализации всех этапов процесса; учитывают в комплексе основные диагностические параметры, характеризующие состояние электротехнического оборудования; диагностические факторы, влияющие на основные параметры; показатели качества электрической энергии, являющиеся возможными первоисточниками отказов и сбоев оборудования, представленных различными типами данных (четкими, нечеткими, вербальным описанием) (см. рисунок 2.4), и методы их обработки (см. рисунок 2.8) на разных иерархических уровнях.

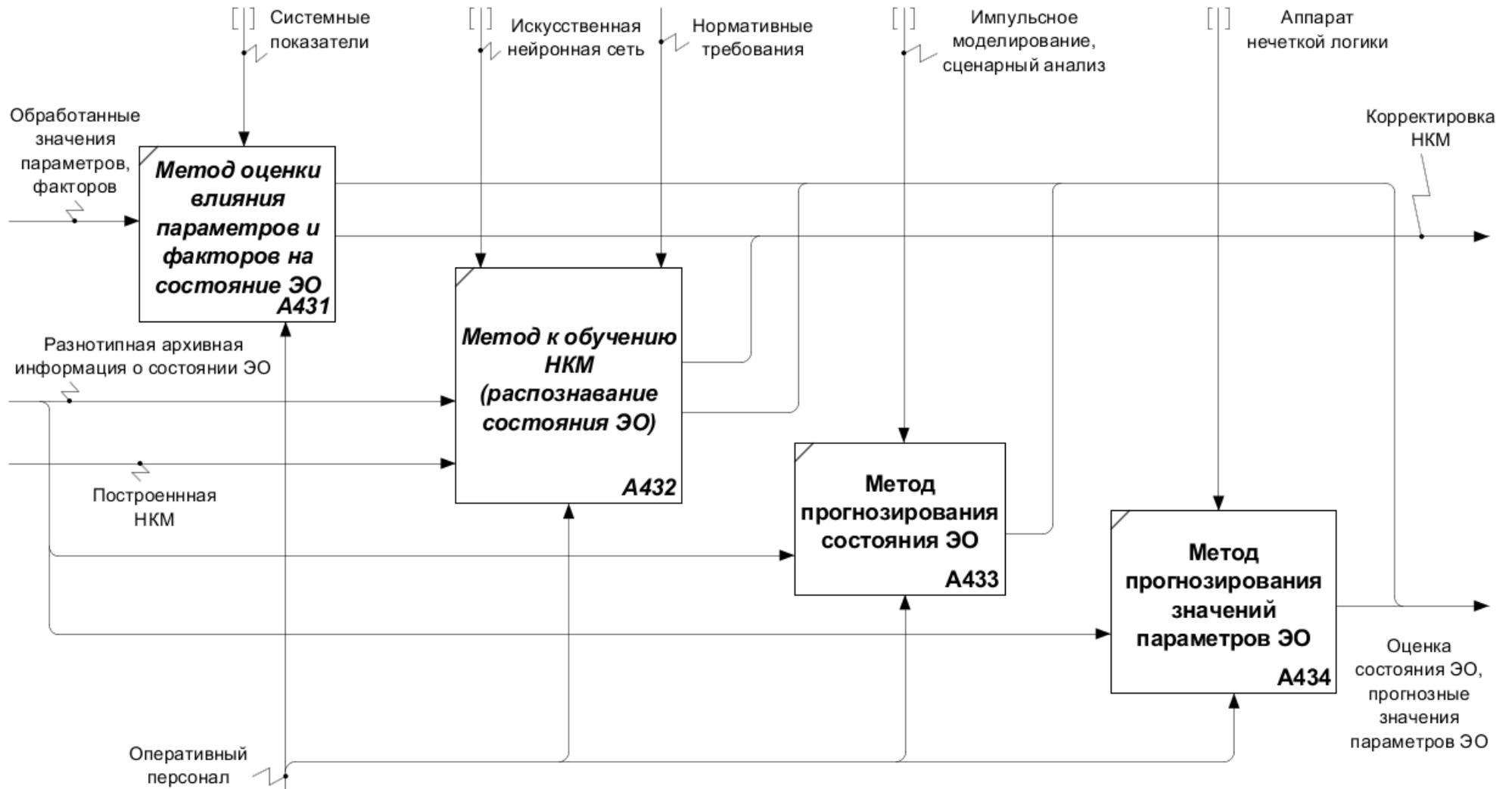


Рисунок 2.8 – Диаграмма декомпозиции «Применение методов ППР для оценки состояния ЭО»

Такой комплексный подход к обеспечению поддержки принятия решений позволяет выявлять причинно-следственные связи между параметрами, повышая тем самым информативность ситуаций принятия решений за счет привлечения экспертной информации, полноту знаний и достоверность выводов о техническом состоянии оборудования.

2.3. Разработка схемы предварительной обработки значений диагностических параметров и факторов

Для построения системы ИСПП, построения НКМ и применения групп методов поддержки принятия решения, необходимо осуществить предварительную обработку значений параметров ЭО, ПКЭ, с применением алгоритмов поиска отклонений значений параметров и ПКЭ от норм, направленную на получение дополнительной информации о состоянии ЭО, а также на повышение обоснованности и своевременности принимаемых решений оперативным персоналом относительно состояния ЭО.

Обобщенная схема предварительной обработки значений диагностических параметров и факторов с использованием БД представлена на рисунке 2.9.

На первом этапе осуществляется сбор данных с множества измерительных приборов, а также сохранение этих данных в формат *Excel (*.xls)* для дальнейшей обработки.

На втором этапе осуществляется выявление диагностических параметров, основных ПКЭ, которые необходимо отследить за все время эксплуатации.

Если оперативный персонал проверяет значения ПКЭ, то необходимо перейти на этап 3, в противном случае необходимо осуществить переход к этапу 4.

На третьем этапе осуществляется проверка значений ПКЭ на соответствие доверительным и предельным интервалам ПКЭ, хранящимся в БД [40]. Алгоритм поиска отклонений значений ПКЭ от норм с использованием БД представлен на рисунке 2.9 [16, 51].

На четвертом этапе осуществляется сопоставление измерительных значений диагностических параметров с заданными предельными значениями параметров, описанных в нормативных требованиях [28-30], хранящихся в БД. После проверки переходим к этапу 5.

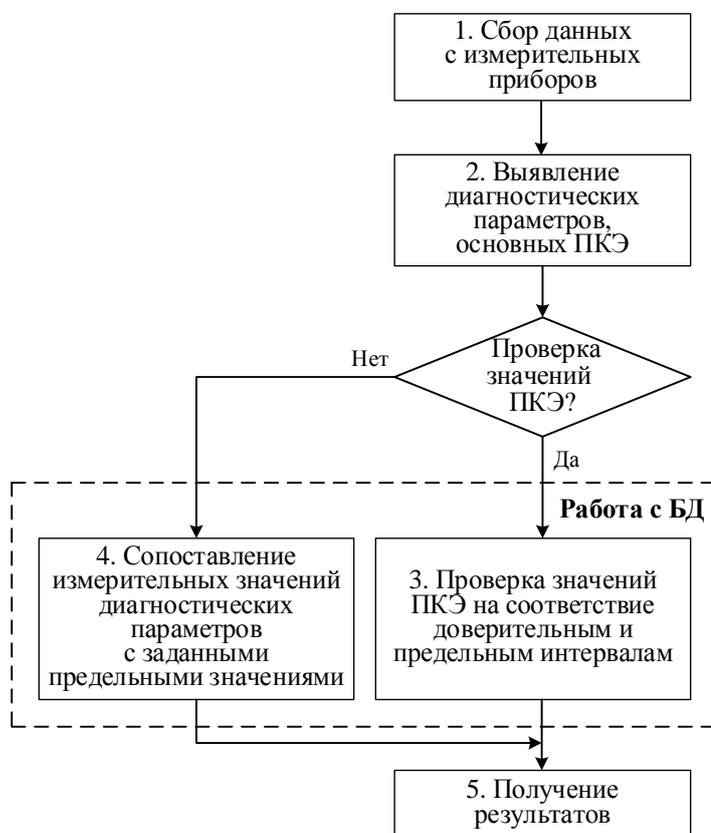


Рисунок 2.9 – Обобщенная схема предварительной обработки значений диагностических параметров и факторов

На пятом этапе осуществляется получение результатов об отклонениях параметров от норм. На рисунке 2.10 представлен алгоритм поиска отклонений значений ПКЭ от норм с использованием БД.

Здесь $t_{\text{дов}}$, $t_{\text{пред}}$ – суммарное время выхода значения ПКЭ за пределы доверительного и предельного интервалов; Δt – период времени между считыванием значений ПКЭ с прибора, которое составляет 3 с. Отметим, что согласно нормативным требованиям оперативному персоналу необходимо учитывать суммарное время отклонения значения ПКЭ, если оно составляет более 1 мин. Загрузка данных (значений ПКЭ) осуществляется в виде *Excel*-файла. Задание границ доверительного и предельного интервалов осуществляется в

соответствии с нормативными требованиями [31].

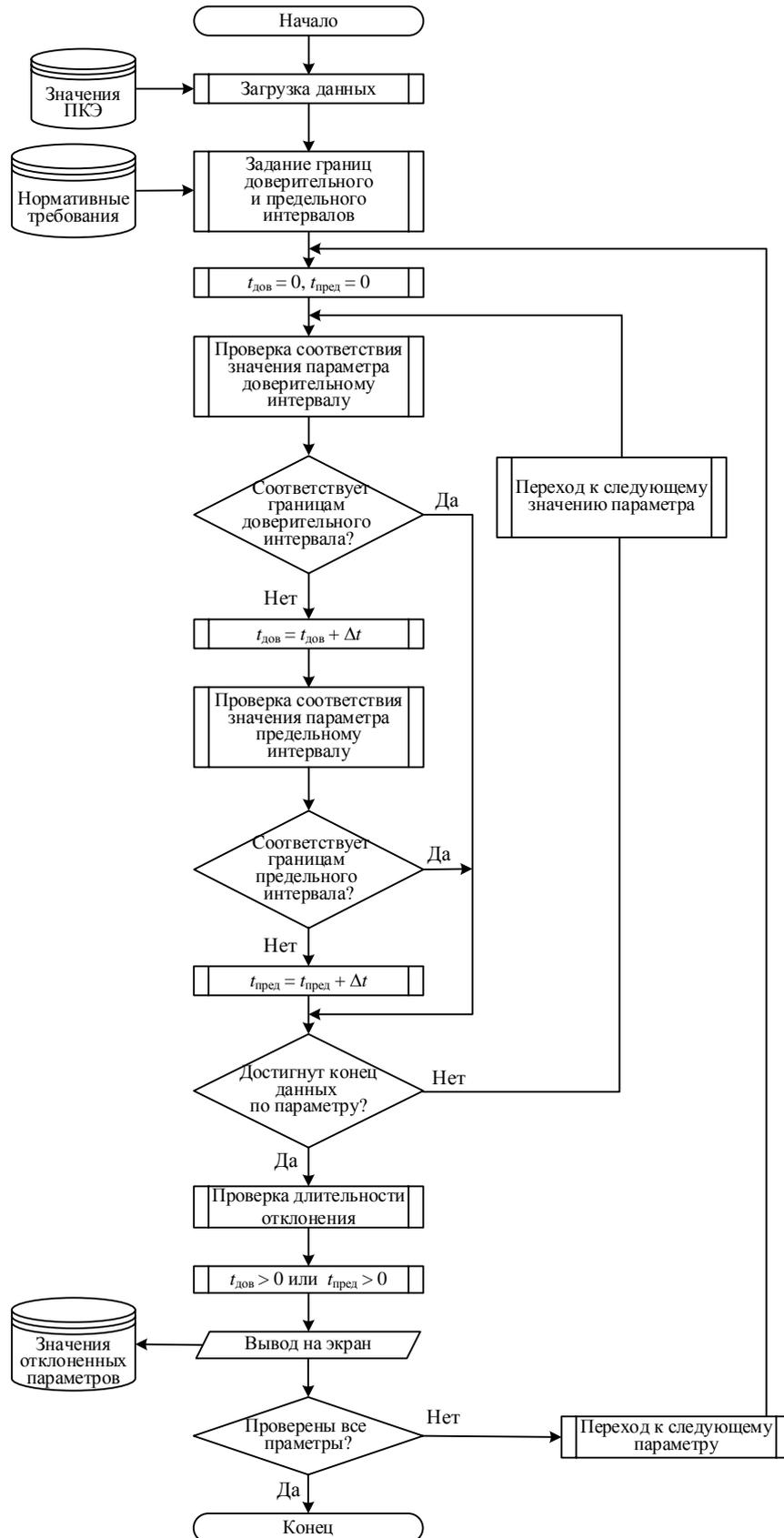


Рисунок 2.10 – Алгоритм поиска отклонений значений ПКЭ от норм с использованием БД

На рисунке 2.11 представлен алгоритм сопоставления измеряемых значений диагностических параметров с заданными предельными значениями с использованием БД.

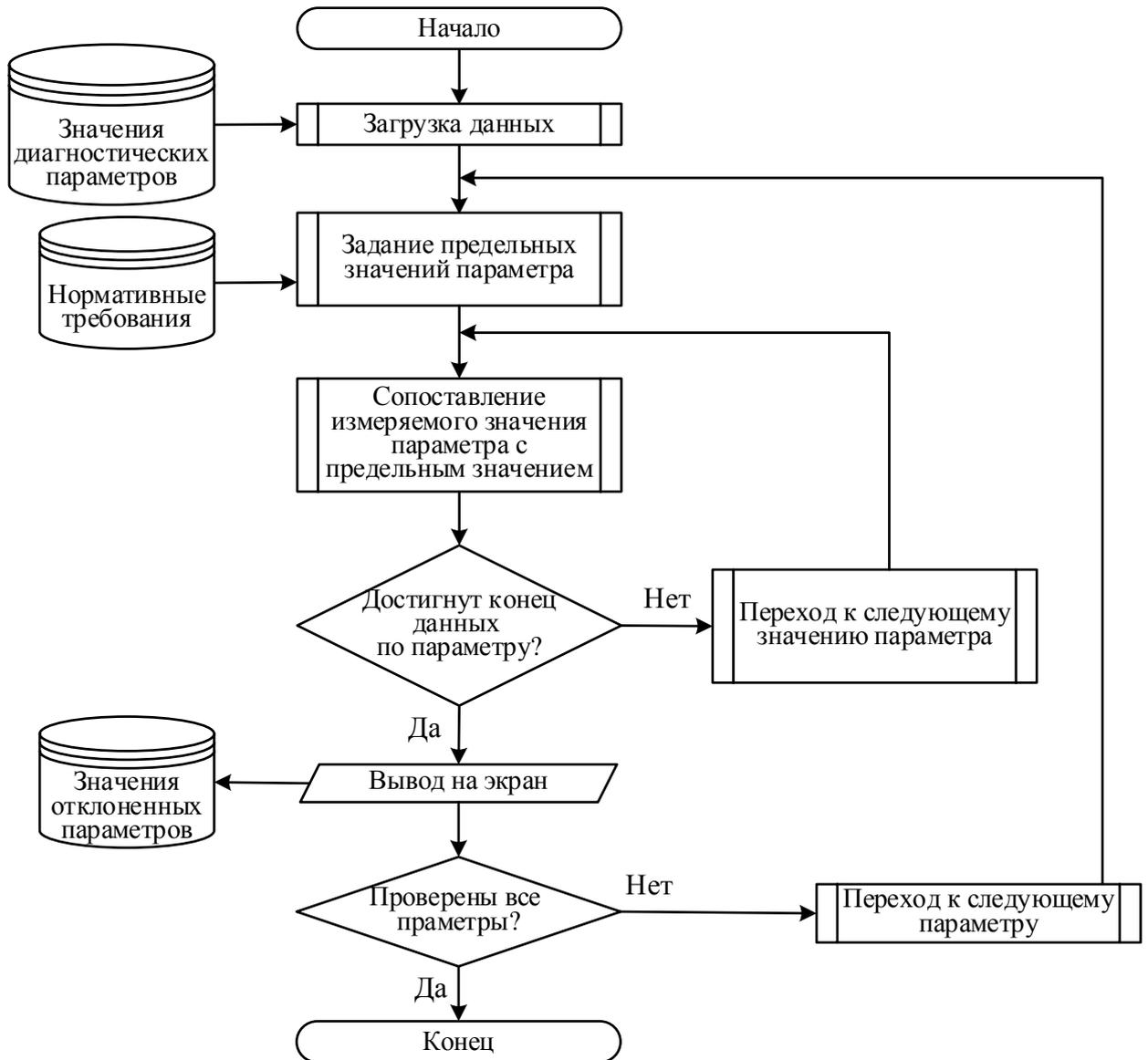


Рисунок 2.11 – Алгоритм измеряемых значений диагностических параметров с заданными предельными значениями с использованием БД

На рисунке 2.12 представлена инфологическая модель БД, которая представляет собой описание сущностей, с набором атрибутов и связей между ними, выявленные в процессе исследования как входных, так и выходных данных [51].

В инфологической модели БД присутствует связь один к одному (1:1), которая указывает на то, что один экземпляр одной сущности связан с единственным экземпляром другой сущности.

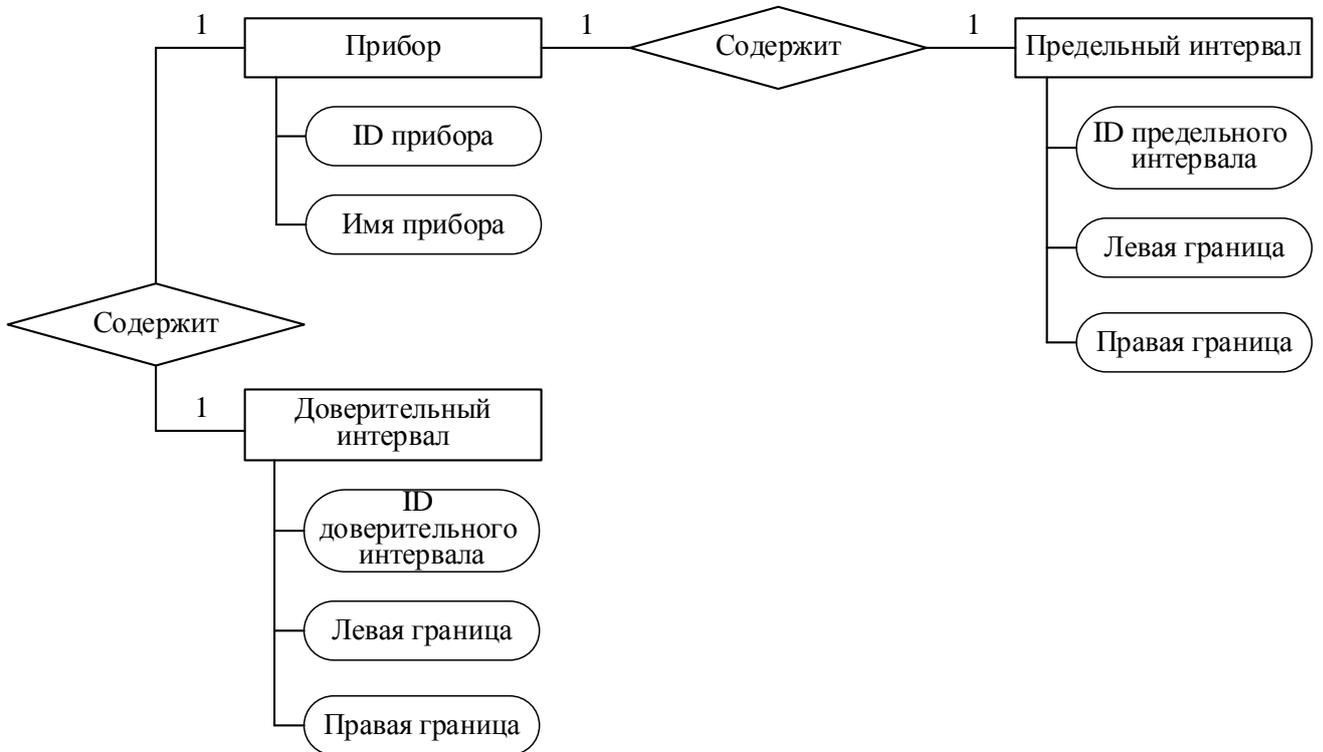


Рисунок 2.12 – Инфологическая модель базы данных

На рисунке 2.13 представлена даталогическая модель БД, представляющая собой отображение логических связей между элементами данных независимо от их содержания и среды хранения [51].



Рисунок 2.13 – Даталогическая модель базы данных

Здесь РК (первичный ключ) – атрибут и группа атрибутов, однозначно идентифицирующая экземпляр сущности. Данный ключ играет важную роль в модели, поскольку может оказать значительное влияние на эффективность будущей системы. В одной сущности могут оказаться несколько атрибутов или наборов атрибутов, претендующих на роль первичного ключа. Поэтому в качестве первичного ключа, как правило, выбирают тот, который включает наименьшее количество атрибутов.

Отметим, что даталогическая модель БД разрабатывалась с учетом специфики конкретной предметной области на основе ее инфологической модели БД.

Таким образом, предложенные алгоритмы, могут входить в состав СППР диагностирования ЭО и позволяют ответить на вопросы, в какое время возникло отклонение значения того или иного параметра, показателя электрической энергии; дают возможность определить продолжительность отклонения и среднее значение отклонения параметра; позволяют оперативному персоналу не обращаться постоянно к нормативным требованиям, представленным в бумажном виде; отказаться от перебора всевозможных причин при поиске.

Выводы по главе 2

1. Предложена классификация параметров и факторов ЭО, характеризующих и влияющих на состояние ЭО с учетом разнотипной информации. Предлагаются теоретические положения разработки моделей и методов поддержки принятия решения для оценки состояния ЭО, базирующихся на общесистемных принципах, принципах управления, которые позволяют сформулировать различные задачи диагностирования и прогнозирования состояния ЭО с применением средств нечеткой логики.

2. Разработаны иерархические гибридные модели процесса принятия решений относительно состояния ЭО с использованием методологии функционального моделирования, учитывающие в комплексе основные

параметры, показатели электрической энергии, представленные различными типами данных и методами их обработки на разных иерархических уровнях. Модели позволяют выявлять причинно-следственные связи между группами параметров, повышая информативность ситуаций принятия решений, полноту знаний и достоверность выводов о техническом состоянии оборудования.

3. Предложена обобщенная схема предварительной обработки значений параметров и факторов с использованием БД и алгоритмов поиска отклонений значений факторов и ПКЭ от норм. Предложенные алгоритмы позволят не только оперативному персоналу получить дополнительную информацию о состоянии ЭО, не обращаться постоянно к нормативным требованиям, представленным в бумажном виде, но и отказаться от перебора всевозможных причин отклонений при поиске.

Глава 3. Разработка моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния электротехнического оборудования с использованием средств нечеткой логики

Разрабатывается система ИСПП в условиях разнотипной информации, позволяющая детализировать ситуацию принятия решений относительно состояния ЭО. Разрабатываются модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО с использованием средств нечеткой логики, преимуществом которых является возможность формализации диагностической и экспертной информации. Предложенные модели и методы поддержки принятия решений позволят повысить точность и оперативность принятия решений относительно состояния ЭО.

3.1. Разработка системы иерархических смешанных продукционных правил с использованием нечеткой логики

Прежде чем разрабатывать смешанные продукционные правила, оперативным персоналом формируются группы параметров и факторов, которые позволяют наиболее полно описать диагностируемый объект и проследить всю цепочку параметров, факторов, значимо влияющих на состояние ЭО. Необходимость привлечения оперативного персонала обусловлена отсутствием или неполнотой объективной информации о состоянии ЭО.

Обобщенная схема формирования групп основных диагностических параметров и факторов представлена на рисунке 3.1. Формирование групп параметров и факторов состоит из следующих трех шагов [60].

Шаг 1. Выявление основных диагностических параметров, КПЭ, факторов, влияющих на состояние ЭО $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_h\}$, $i = \overline{1, h}$.

Шаг 2. Определение сначала на основе знаний и опыта оперативного персонала векторов входных параметров, факторов \vec{x}_k из всех выявленных

диагностических параметров, факторов X_i , а затем осуществление выбора выходных параметров, факторов $y_1, y_2, \dots, y_c, c < h$.

1. Выявление диагностируемых параметров, факторов

x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	...	x_{13}
...

Параметры, факторы

Значения параметров, факторов



2. Выбор входных и выходных параметров, факторов

Входные параметры, факторы

x_1	x_2	...	x_{12}
...

Выходные параметры, факторы

y_8	y_9	...	y_{13}
...



3. Формирование групп параметров, факторов

x_3	x_6	x_{13}	x_h	y_9
...

x_1	x_4	y_{13}
...

...

x_4	y_8
...	...

Рисунок 3.1 – Обобщенная схема формирования групп основных диагностических параметров и факторов

Под входными параметрами и факторами понимаются те, значения которых можно изменять в определенных пределах (например, напряжения фаз А, В, С;

размах изменения напряжения; КПД и др.); выходными – параметры и факторы, изменения, которых в нужную сторону, необходимо добиваться, т.е. которые могут быть получены в перспективе (например, состояние ЭО).

Шаг 3. Формирование групп параметров, факторов $U_k = \{U_1, U_2, \dots, U_c\} = \{\bar{x}_k, y_k\} = \{\{\bar{x}_1, y_1\}, \{\bar{x}_2, y_2\}, \dots, \{\bar{x}_k, y_k\}\}$, $k = \overline{1, c}$, где $c < h$, $U_k \subset x_i$ [46], которые наиболее полно описывают состояние ЭО и необходимы для разработки смешанных продукционных правил [60]. При этом группы параметров и факторов могут быть сложными, поскольку зависят от количества параметров и факторов.

После формирования групп параметров и факторов разрабатываются смешанные продукционные правила на основе знаний и опыта оперативного персонала, затем ранжируются по значимости, тем самым образуя систему ИСПП.

Структура продукционного правила бывает нескольких типов, так как зависит от количества входных переменных в предусловиях и количества выходных переменных в заключениях [12, 23]:

- 1) один вход и один выход (*Single Input – Single Output (SISO)*);
- 2) много входов и один выход (*Multi Inputs – Single Output (MISO)*);
- 3) много входов и много выходов (*Multi Inputs – Multi Outputs (MIMO)*).

Поскольку на состояние ЭО влияют множество групп параметров, факторов и в качестве выхода выступает одно решение, то для разработки продукционных правил применяется *MISO*-структура (рисунок 3.2).

На рисунке 3.2 $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_k$ – векторы входных переменных, $k = \overline{1, c}$, влияющих на выходные переменные y_1, y_2, \dots, y_k ; U_k – группы параметров, факторов.

Модель продукционного правила с учетом *MISO*-структуры, может быть представлена в следующем виде [60]:

$$\text{ЕСЛИ } x_1 = A_1 \text{ И } x_2 = \tilde{A}_2 \text{ И... } x_h = \tilde{A}_h ([x_{h\min}, x_{h\max}]), \text{ ТО } y = B \quad [Rung_c], \quad (3.1)$$

где x_i – входные переменные (основные параметры, ПКЭ, факторы), $i = \overline{1, h}$; $x_i = A_i$, где A_i – четкие значения входных переменных; $x_i = \tilde{A}_i$, $\tilde{A}_i = \{x_i, \mu_{\tilde{A}_i}(x_i)\}$ – нечеткие значения входных переменных, $\mu_{\tilde{A}_i}(x_i)$ – функция принадлежности;

$x_i = \tilde{A}_i([x_{i\min}, x_{i\max}])$, $\tilde{A}_i([x_{i\min}, x_{i\max}])$ – значения входных переменных представлены в виде интервалов ($x_{i\min}, x_{i\max}$ – минимальное и максимальное значение i -й входной переменной); y – значение выходной переменной (результат относительно состояния ЭО); V – четкое и/или нечеткое значение выходной переменной; $Rung$ – важность правила, $Rung \in [1, 2, \dots, c]$, c – количество продукционных правил, $k = \overline{1; c}$. При построении правил используется логический оператор И.

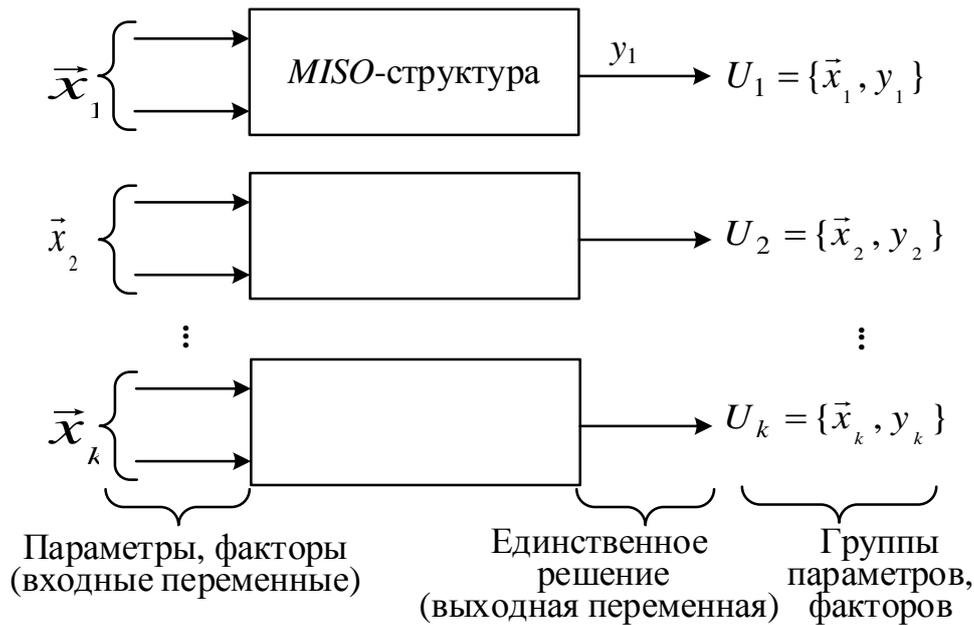


Рисунок 3.2 – MISO-структура для разработки смешанных продукционных правил

Особенностью модели (3.1) является то, что она имеет возможность одновременно работать с разнотипной информацией, как на входе (предусловиях, входные переменные), так и на выходе правил (заклучения, выходные переменные); обрабатывать информацию, представленную как количественными, так и качественными переменными; учитывать значимость правил на основе их ранжирования.

Диагностические параметры, ПКЭ, факторы, которые будут являться входными и выходными лингвистическими переменными (ЛП), рекомендуется заносить в таблицу (см. таблицу 3.1).

Таблица 3.1 – Описание входных и выходных лингвистических переменных

Обозначение переменной	Название лингвистической переменной	Универсальное множество, ед.изм.	Метод /средство измерения	Терм-множество
x_1	Название 1	Значения 1	Измерительный прибор	Предельно допустимые /Нормально допустимые
x_2	Название 2	Значения 2	Визуально	Отсутствует /присутствует
...
x_h	Название h	Значения h	Расчет по формуле	Низкий /Норма /Высокий

Входная и выходная ЛП считаются заданными, если для них определены базовые термы с соответствующими функциями принадлежности (ФП) каждого терма.

Существует большое количество различных типов ФП, однако наибольшее распространение на практике получили: треугольная, трапециевидная и гауссова ФП, которые имеют свои достоинства и недостатки [4, 70, 73, 75]:

1) треугольные и трапециевидные ФП имеют простую аналитическую форму задания, с их помощью просто задавать модальные значения ФП на основе измеряемых значений входных и выходных переменных. Однако недостатком таких ФП является то, что ФП не являются непрерывно дифференцируемыми, т.е. в некоторых точках наблюдается скачкообразное изменение значений переменных (нарушение непрерывности). Для решения данной проблемы рекомендуется использовать гладкие кривые, например, гауссовую и полиномиальные ФП.

2) гауссовая ФП обеспечивает получение гладких функций, является симметричной, что приводит к нарушению условия разбиения единицы. Однако данная ФП предполагает задание большего, чем для треугольной и трапециевидной ФП, числа параметров (по два параметра для каждой функции), что усложняет настройку нечеткой модели.

Отметим, что выбор ФП и ее параметров определяется в большей степени опытом, интуицией оперативного персонала и ЛПР. При этом существуют рекомендации о выборе ФП, которые гласят, что на начальном этапе построения нечеткой модели, при малом объеме диагностических данных об объекте использовать простейшие треугольные и трапециевидные ФП, а при большом объеме – гауссовы или полиномиальные ФП.

В настоящей работе в качестве ФП термов «среднее значение», «наиболее ожидаемое значение» используются треугольные ФП, определяемые формулой (3.2)

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases}, \quad (3.2)$$

где a, b, c – некоторые числа, характеризующие диапазон изменения лингвистической переменной $[a, c]$, a – минимальное значение переменной, c – максимальное значение переменной и наиболее возможное значение переменной b , при этом $a \leq b \leq c$.

Функции принадлежности для входных переменных построены на основании экспертного опроса. Экспертам в области электроэнергетики предлагалось дать соответствующую числовую оценку элементам термножества лингвистических переменных.

Например, лингвистическая переменная «Напряжение фаз А» имеет область определения $[198, 242]$, В и три терма-множества со следующими носителями «низкое» – $[0, 200, 208]$, «норма» – $[209, 220, 231]$, «высокое» – $[232, 228, 242]$. Тогда графики ФП термножеств лингвистической переменной «Напряжение фаз А», будут выглядеть, как показано на рисунке 3.3, откуда видно, что низкое напряжение соответствует напряжению от 0 до 209 В, норма – от 209 до 231 В, высокое – 231 В и выше.

Для построения ФП ЛП применяется метод с использованием статистической информации, подробно описанный в работе [42]. Метод основан на обработке статистической информации, где в качестве степени принадлежности i -го элемента x_i множеству A_i , $i = \overline{1;h}$ принимается оценка частоты появления факта (события) p , задаваемого нечетким множеством \tilde{A}_i , для характеристики элемента.

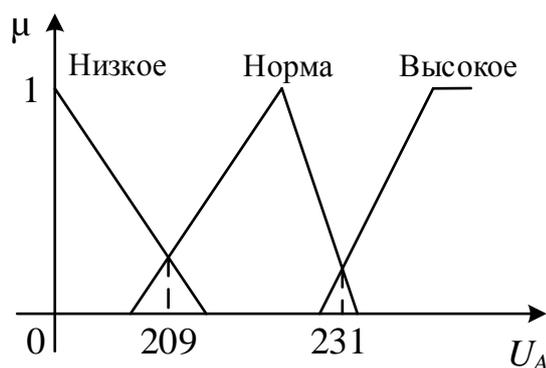


Рисунок 3.3 – Функции принадлежности значений лингвистической переменной «Напряжение фаз А»,

Значимость продукционных правил устанавливается в соответствии с длиной правила, т.е. количеством входных переменных в предусловиях и определяется следующим образом:

$$Rung_{(k)} = \max_k \{N_{(k)}\}, k = \overline{1;c},$$

где c — количество продукционных правил; $N_{(k)}$ — количество входных переменных при формировании предусловий в k -м продукционном правиле.

Затем правила упорядочиваются $Rule = \{Rule_d\}$, где $Rung_1 \geq Rung_2 \geq \dots \geq Rung_c$.

Отметим, что входные переменные расширяют левую часть продукционного правила. То есть, чем длиннее правило (больше входных переменных, антецедентов), тем правило полезнее и ценнее для принятия решений относительно состояния ЭО. При этом короткие правила, полученные от оперативного персонала, отображают лишь грубые знания, которые свойственны новичкам.

Продукционное правило, включающее большое количество входных переменных, которые характеризуют и влияют на состояние ЭО, получает ранг 1, далее 2 и т.д. Предположим, что правила *Rule₅* и *Rule₈* имеют одинаковое количество входных переменных в предусловии, соответственно имеют одинаковые ранги 3.

Rule₅ : ЕСЛИ x_{10} =< норма > И x_{14} =< отсутствует > И x_{16} =< отсутствует > ,
ТО x_{19} =< исправное > [3],

Rule₈ : ЕСЛИ x_9 =< высокое > И x_{10} =< высокое > И x_{11} =< высокое > ,
ТО x_{25} =< увеличивается > [3].

Данные продукционные правила с точки зрения оперативного персонала являются равноценными, поэтому рекомендуется правилу *Rule₅* присвоить ранг 3, а правилу *Rule₈* ранг 4. Здесь x_9 – напряжения фазы С; x_{10} – напряжения фазы А; x_{11} – напряжения фазы В; x_{14} – размах изменения напряжения; x_{16} – колебания напряжения; x_{19} – исправность состояния ЭО; x_{25} – момент на валу.

На основе разработанных смешанных продукционных правил строится система ИСПП. Данная система представляет собой иерархическую форму продукционных правил, которая в работе [125] называется отношением включения, т.е. два продукционных правила совместимы с входным вектором и одно правило включено в другое правило.

Пример иерархической формы для трех продукционных правил может быть представлен в следующем виде:

Rule₁ : ЕСЛИ x_8 =< норма > И x_{10} =< низкое > И $x_{12} = 233$,

ТО x_6 =< исправное оборудование > ,

Rule₂ : ЕСЛИ x_8 =< норма > И x_{10} =< низкое > ,

ТО x_6 =< исправное оборудование > ,

Rule₃ : ЕСЛИ x_{10} =< низкое > , ТО x_6 =< исправное оборудование с небольшими отклонениями > .

Эти же смешанные продукционные правила в иерархической форме имеют вид:

$Rule_1$: ЕСЛИ x_8 =< норма > И x_{10} =< низкое > И $x_{12} = 233$,

ТО x_6 =< исправное оборудование > [1],

ИНАЧЕ $Rule_2$: ЕСЛИ x_8 =< норма > И x_{10} =< низкое > ,

ТО x_6 =< исправное оборудование > [2],

ИНАЧЕ $Rule_3$: ЕСЛИ x_{10} =< низкое > ,

ТО x_6 =< исправное оборудование с небольшими отклонениями > [3].

Здесь x_6 – ТС ЭО; x_8 – состояние изоляции; x_{10} – точность приборов; x_{12} – напряжение.

К особенностям разработанной системы ИСПП относится: простота и наглядность понимания; выход одного продукционного правила может являться входом для другого правила; могут встречаться независимые правила; смешанные продукционные правила лежат в основе построения НКМ [9].

Далее необходимо проверить БЗ, включающую в себя систему ИСПП на удовлетворение основным свойствам (непротиворечивость, полнота, избыточность).

При этом при разработке БЗ два требования вступают в противоречие [7, 65]. С одной стороны, для увеличения точности НКМ необходимо увеличивать число продукционных правил, а с другой стороны, для улучшения прозрачности НКМ, необходимо уменьшать число правил. Для решения данной проблемы необходимо разработать такую БЗ, из которой нельзя удалить ни одного из продукционных правил, при этом, не нарушая ее полноту.

Также в процессе разработки БЗ формируется большое количество продукционных правил, при этом БЗ в большинстве случаев оказывается избыточной, что в свою очередь усложняет работу оперативного персонала по интерпретации результатов и приводит к проблеме разрешения конфликта. Для решения данных проблем предлагается производить оптимизацию БЗ, т.е. сокращать число правил в БЗ.

Сокращение числа продукционных правил может быть реализовано с помощью метода исключения дублирующих правил либо с помощью исключения правил с наименьшими рангами [105]. Таким образом, решается проблема

противоречивых правил, а также существенно уменьшается их общее число. Оставшиеся правила формируют итоговую БЗ.

Для нахождения противоречивых продукционных правил необходимо рассматривать ФП терм-множеств.

Определение 1 (критерий непротиворечивости). База знаний является непротиворечивой, если выполняются следующие условия:

1) отсутствуют продукционные правила, имеющие одинаковые «предусловия» (ФП, интервалы, численные значения), но различные «заключения» (ФП, интервалы, численные значения);

2) отсутствуют продукционные правила, имеющие одинаковые предусловия, но разные терм-множества одной и той же ЛП в заключении;

3) не содержит продукционные правила, в условии которых присутствует два и более термина-множества одной ЛП.

Для определения БЗ на непротиворечивость используется степень непротиворечивости, например, для z -го и d -го продукционных правил

$$Rule_z : \text{Если } x_1 = A_{z1} \text{ и } x_2 = \tilde{A}_{z2} \text{ и } \dots x_h = \tilde{A}_{zh} ([x_{h\min}, x_{h\max}]), \text{ то } y = B_{z1} [Rang_1],$$

...

$$Rule_d : \text{Если } x_1 = A_{d1} \text{ и } x_2 = \tilde{A}_{d2} \text{ и } \dots x_h = \tilde{A}_{dh} ([x_{h\min}, x_{h\max}]), \text{ то } y = B_{dc} [Rang_c],$$

которая задается величиной [73]

$$C_{zd} = \left| \max_x (\mu_{A_z}(x) \wedge \mu_{A_d}(x)) - \max_y (\mu_{B_z}(y) \wedge \mu_{B_d}(y)) \right|.$$

Суммируем по d , получается оценка непротиворечивости z -го правила

$$C_z = \sum_{k=1}^N C_{zd}, \quad 1 < z < N, \quad d \neq z. \text{ Если данная оценка превосходит некоторое пороговое}$$

значение, то правило из БЗ удаляется. Дублирование данных в БЗ повышает риск противоречивости. Для достижения непротиворечивости БЗ необходимо оставлять только одно из всех противоречивых продукционных правил.

Определение 2 (критерий полноты). База знаний является полной, если выполняются следующие условия:

1) существует хотя бы одно правило для каждого базового термина выходной переменной;

2) для любого термина входной переменной имеется хотя бы одно правило, в которое этот терм входит в качестве предпосылки;

3) для любых значений входных переменных в базе существует хотя бы одно правило, которое реализуется в процессе нечеткого логического вывода для ряда определенных ситуаций, которые могут возникнуть при работе ЭО.

Полнота используется как мера, указывающая на полноту знаний, которые содержатся в БЗ. Под неполной понимают такую БЗ, используя которую невозможно осуществить вывод для ряда определенных ситуаций [79, 111, 140].

В качестве примера для меры полноты БЗ может использоваться критерий, описанный в работе [7]

$$CM(x) = \sum_{k=1}^{N_r} \left\{ \prod_{i=1}^{N_x} \mu_{A_{ik}}(x) \right\},$$

где x – физическая переменная входных данных (условий); $\mu_{A_{ik}}(x)$ – функция принадлежности физической переменной входных данных x к нечеткому терму A_{ik} , которым оценивается i -я входная переменная в k -ом правиле; N_x – число условий в правиле; N_r – число правил в базе правил.

Численные значения, которые принимает критерий $CM(x)$, позволяют классифицировать БЗ, содержащую систему ИПП, по полноте знаний: $CM(x) = 0$ – «неполная» БЗ; $0 < CM(x) < 1$ – БЗ «незначительно полная»; $CM(x) = 1$ – БЗ «точно полная»; $CM(x) > 1$ – БЗ «избыточная».

В работе [105] для определения полноты БЗ предлагается для каждого правила использовать соотношение

$$C^{syn}(X_j)(R_j) = C^{sem}(Y_j)(R_j),$$

где R_j – правило вывода, $j = \overline{1, M}$; X_j , Y_j – условие и заключение j -го правила; C^{syn} , C^{sem} – синтаксическая и семантическая оценки j -го правила (степени принадлежности предусловий и заключения).

Определение 3 (критерий избыточности). База знаний является избыточной, если в ней отсутствуют продукционные правила с одинаковыми условиями и одинаковыми заключениями.

После того, как сформирована БЗ, применяется МЛВ, который обеспечивает формирование заключений на основе информации из БЗ, т.е. на основе введенных фактов как элементов продукционных правил, нахождении правил, в которые входят введенные факты, и актуализации тех частей правил, которым соответствуют введенные факты.

Наиболее распространенными являются два типа логического вывода:

1) прямой – поиск вывода происходит от фактов (исходных диагностических данных) к заключениям;

2) обратный – поиск вывода происходит от заключений к фактам (данным).

Выбор того или иного типа вывода зависит от конкретной решаемой задачи. Например, прямой вывод рекомендуется в задачах текущего контроля и мониторинга, где непрерывно поступает диагностическая информация, и любое изменение в ней проверяется на некоторые нарушения, связанные с работой ЭО и влияющие на его ТС.

Обратный вывод применяется в задачах диагностики, когда нужно проверить определенное заключение на соответствие фактам. Например, при диагностировании некоторые результаты наблюдений за ЭО вызывают формирование рассуждений оперативного персонала в прямом направлении для выработки начальных диагностических гипотез, которые необходимо подтвердить или опровергнуть с помощью дополнительных фактов. При этом определение состава требуемых фактов осуществляется в форме обратного вывода.

Существует несколько алгоритмов нечеткого вывода, которое получили в настоящее время наибольшее распространение: Мамдани (*Mamdani*), Цукамото (*Tsukamoto*), Такаги-Сугэно (*Takagi-Sugeno*), отличающиеся видом используемых продукционных правил, логическими операциями и применяемыми методами дефаззификации, которые рассмотрены подробно в работах [12, 73].

Таким образом, разработанная система ИСПП позволяет *принять научно-обоснованные решения* относительно технического состояния оборудования в условиях неполной и нечеткой информации, повысить компактность представления БЗ. При этом представление смешанных продукционных правил в виде иерархии позволят оперировать не всем набором правил, а только определенной частью (полезными правилами), что дает получить результат с высокой точностью.

Проверка БЗ на противоречивость и полноту позволит повысить точность принятия диагностических решений относительно состояния ЭО, получаемых с применением системы ИСПП. Иерархия продукционных правил способствует полноте и непротиворечивости. При этом, чем короче правило, тем больше полнота, а чем длиннее правило, тем лучше непротиворечивость.

3.2. Разработка неоднородной когнитивной модели поддержки принятия решений для оценки состояния электротехнического оборудования

По мере накопления знаний о состоянии ЭО при его эксплуатации появляется возможность более детально раскрывать характер связей между диагностическими параметрами, ПКЭ и факторами, что породило развитие различных типов когнитивных моделей.

Предлагается новый тип моделей, условно названный неоднородной когнитивной моделью, которая естественным образом является частным случаем неоднородной семантической сети [74], которая была введена Г.С. Осиповым. Однако специфика предложенного типа НКМ заключается, во-первых, в том, что в основе модели лежит разработанная система ИСПП, а во-вторых, в особой процедуре обработки множества вершин и ребер графа, которая возникает из постановок задач, связанных с диагностированием ЭО.

Пока работа не ведется с НКМ как с математическим аппаратом, оперируем понятием «параметр» либо «фактор». Понятие «вершина» вводится тогда, когда начинается работа с НКМ.

Неоднородная когнитивная модель представляет собой ориентированный взвешенный граф, вершинами которого являются параметры, факторы, характеризующие и влияющие на состояние ЭО, а ребрами – нечеткие причинно-следственные связи между диагностическими параметрами [59, 60] (рисунок 3.4):

$$G_{\text{неод}} = \langle V, F, W \rangle, \quad (3.3)$$

где $V = \{v_i\}$ – множество вершин, $v_i \in V$, $i = \overline{1, h}$, h – количество вершин; $F: V \rightarrow X$, $X = \{x_{v_i}\}$ – множество значений вершин (каждой вершине ставится один параметр либо фактор); F – функции, необходимые для вычисления некоторых значений вершин, которые сопоставлены вершинам; W – нечеткие причинно-следственные связи между вершинами v_i и v_j , $i, j = \overline{1, h}$, характеризующие направление и силу влияния между ними.

Элементы (вес ребра) w_{ij} обладают следующими свойствами [12, 98]:

- 1) если элемент $w_{ij} = 0$, то влияние v_i на v_j , отсутствует;
- 2) если элемент лежит в пределах $0 < w_{ij} \leq 1$, то наблюдается увеличение x_{v_i} , которое приводит к увеличению x_{v_j} ;
- 3) если элемент лежит в пределах $-1 \leq w_{ij} < 0$, то наблюдается увеличение x_{v_i} , которое приводит к уменьшению x_{v_j} .

- лингвистических переменных (например, информация о климатических условиях = «присутствуют», «отсутствуют» и т.п.), полученных от оперативного персонала;
- интервальных значений, взятых из нормативных требований (например, предельное значение напряжения фазы А в интервале [209, 231], В);
- числовых значений, полученных от измерительных приборов.

Значения вершин первого типа могут определяться не только на основе опыта оперативного персонала, но и вычисляться с помощью функций F , которые сопоставлены вершинам и могут зависеть как от единственного аргумента $x_{v_8}^I = f(x_{v_7}^I)$, так и от нескольких переменных $x_{v_6}^I = f(x_{v_4}^I, x_{v_5}^I)$, $x_{v_7}^I = f(x_{v_{10}}^I, x_{v_{11}}^I, x_{v_{12}}^I)$ см. рисунок 3.5.

Например, зная значения вершин v_{10} (U_C), v_{11} (U_A) и v_{12} (U_B), через функцию $K_{\text{пер}U} = \frac{U_{(ABC)\text{max}}}{\sqrt{2}U_{\text{норм}}}$ можно вычислить значение в вершине v_7 (см. рисунок 3.4).

2) V^{II} – выходные вершины, которые могут быть получены в перспективе (v_9^{II} , см. рисунок 3.4). Значения вершин второго типа могут быть представлены только в виде лингвистических переменных (например, состояние ЭО = «исправное»/ «исправное, но с небольшими отклонениями»).

Неоднородная когнитивная модель $G_{\text{неод}}$ может быть представлена матрицей отношений $W_{G_{\text{неод}}}$ (3.4), которая представляет собой квадратную матрицу $W_{G_{\text{неод}}} = (w_{ij})_{h \times h}$.

$$W_{G_{\text{неод}}} = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & \dots & h \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ \dots \\ h \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & w_{12} & \dots & w_{1h} \\ w_{21} & 0 & \dots & w_{2h} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{h1} & w_{h2} & \dots & 0 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (3.4)$$

Для установления причинно-следственных связей между вершинами определена шкала для оценки их характера и силы связей (таблица 3.2) [56].

Анализ структуры НКМ проводится после того, как сформированы матрицы $W_{\text{Гнеч}}$. Приданном анализе рассчитываются системные показатели модели [11, 56,

131], позволяющие исследовать силы взаимовлияний между вершинами, либо вершиной и НКМ и наоборот.

Таблица 3.2 – Оценка характера и силы связей между вершинами, представленными в виде вербальных описаний

Вербальное описание	Численное значение
Отсутствует	0
Очень слабо усиливает / Очень слабо ослабляет	[0,1, 0,3]/[- 0,1, - 0,3]
Слабо усиливает / Слабо ослабляет	[0,31, 0,5]/[- 0,31, - 0,5]
Умеренно усиливает / Умеренно ослабляет	[0,51, 0,7]/[- 0,51, - 0,7]
Сильно усиливает / Сильно ослабляет	[0,71, 0,9]/[- 0,71, - 0,9]
Очень сильно усиливает / Очень сильно ослабляет	[0,91, 1]/[- 0,91, -1]

В качестве системных показателей рассматриваются:

- влияние i -й вершины на j -ю

$$p_{ij} = \text{sign}(z_{ij} + \bar{z}_{ij}) \max(|z_{ij}|, |\bar{z}_{ij}|), \quad z_{ij} \neq -\bar{z}_{ij}, \quad (3.5)$$

где z_{ij} – элемент, характеризующий силу положительного влияния i -го параметра, фактора на j -й, \bar{z}_{ij} – элемент, характеризующий силу отрицательного влияния.

- влияние i -й вершины на НКМ

$$\bar{P}_i = \frac{1}{h} \sum_{j=1}^h p_{ij}, \quad (3.6)$$

- влияние НКМ на j -ю вершину

$$\bar{P}_j = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h p_{ij}; \quad (3.7)$$

- консонанс влияния i -й вершины на j -ю

$$c_{ij} = \frac{|z_{ij} + \bar{z}_{ij}|}{|z_{ij}| + |\bar{z}_{ij}|}. \quad (3.8)$$

Консонанс определяет, насколько согласованно присутствие того или иного параметра, фактора в НКМ. Причем, чем выше консонанс, тем убедительнее мнение о знаке влияния.

Анализ системных показателей НКМ позволяет выявлять наиболее значимые параметры и факторы, влияющие на состояние ЭО, оказывающие наиболее сильное положительное и отрицательное воздействие на состояние ЭО.

После разработки НКМ можно провести анализ структурной устойчивости и устойчивости по возмущению, по начальному значению [26]. Если в НКМ отсутствует нечетное число отрицательных циклов, то модель структурно не устойчива. Это означает, что однажды возросшее негативное влияние со стороны каких-либо факторов, если ничего не предпринимать, будет продолжать неограниченно нарастать. Если критерий устойчивости в теории управления $|M| < 1$, где $|M|$ – максимальное по модулю собственное число (корень характеристического уравнения матрицы отношений НКМ), модель устойчива по возмущению, по начальному значению.

Если же $|M| > 1$, модель не устойчива ни по возмущению, ни по начальному значению. Это означает, что НКМ выйдет из равновесного состояния при любом возмущении со стороны.

Таким образом, разработанные НКМ для оценки состояния ЭО позволяют ЛПР принять научно-обоснованные решения относительно состояния ЭО в условиях диагностической и экспертной информации.

3.3. Разработка метода к обучению неоднородной когнитивной модели оценки состояния электротехнического оборудования с использованием искусственной нейронной сети

В большинстве случаев при принятии решений относительно состояния ЭО оперативному персоналу заранее известны возможные его состояния. Для правильного определения технического состояния, их оперативный персонал разбивает на некоторое конечное число попарно не пересекающихся классов, подлежащих распознаванию. Каждый класс имеет свой уникальный числовой номер, который соответствует одному из состояний ЭО. Данная задача диагностирования определяется как задача классификации, которая позволяет

распознать техническое состояние оборудования, характеризующееся определенными значениями параметров в определенный момент времени. Поскольку при большом количестве разнородных диагностируемых параметров задача классификации достаточно сильно усложняется, то для ее решения предлагается использовать ИНС, которые обеспечивают высокую точность распознавания.

Постановка задачи классификации заключается в следующем. Пусть имеется количество объектов n , для каждого из которых известен набор из признаков (факторов) m и номер класса, к которому этот объект принадлежит. Требуется отнести новый объект к одному из возможных классов.

В задачах диагностики состояния ЭО в роли объектов выступают диагностируемые параметры и факторы оборудования, признаков – значения параметров, факторов (количественные и качественные переменные).

Постановка задачи классификации имеет следующий вид. Пусть имеется множество диагностируемых параметров, факторов X_i ($i = 1, \dots, h$, h – общее количество параметров и факторов), каждый из которых в определенный момент наблюдения определяется значением (x_{mh} – результат m -го наблюдения по h -му параметру, $l = 1, \dots, m$, m – номер наблюдения), и конечное множество классов S_k , $k = 1, \dots, b$. Требуется по значениям различных параметров и факторов оборудования определить, к какому из классов относится состояние ЭО.

Исходные данные для распознавания состояния ЭО можно представить в виде таблицы 3.3.

Таблица 3.3 – Исходные данные для распознавания состояния ЭО

Номер наблюдения	Значения диагностируемых параметров (входные переменные)				Значения выходных переменных	Номер класса
	x_1	x_2	...	x_h		
1	$x_{1,1}$	$x_{1,2}$...	$x_{1,m}$	y_1	s_1
2	$x_{2,1}$	$x_{2,2}$...	$x_{2,m}$	y_2	s_2
...		
m	$x_{m,1}$	$x_{m,2}$...	$x_{m,h}$	y_m	s_b

Для решения поставленной задачи предлагается метод, состоящий из шести этапов и представленный на рисунке 3.5 [54, 132].



Рисунок 3.5 – Обобщенная схема метода распознавания состояния ЭО

Этап 1. Построение системы ИСПП. Данная система содержит правила, составленные на основе знаний и опыта оперативного персонала.

Этап 2. Построение НКМ с возможным добавлением и удалением вершин и связей между ними.

Этап 3. Расположение вершин НКМ по уровням.

Данный этап необходим для того, чтобы обучить НКМ. Для этого НКМ сводится к структуре ИНС путем распределения вершин НКМ по уровням согласно требованиям [129]:

- вершина-приемник не должна быть выше вершины-источника;
- вершины, находящиеся на одном уровне не должны быть связаны между собой;
- все дуги между вершинами должны следовать одному направлению;

- дуга не должна быть длиннее одного уровня, иначе добавляются фиктивные вершины.

Вершины, которые не являются чьими-либо потомками, называются выходными, а вершины, не имеющие потомков – входными.

На рисунке 3.6 представлен фрагмент НКМ с поуровневым расположением вершин НКМ (одна вертикальная прямая) и добавлением фиктивных вершин (v_1' и v_2').

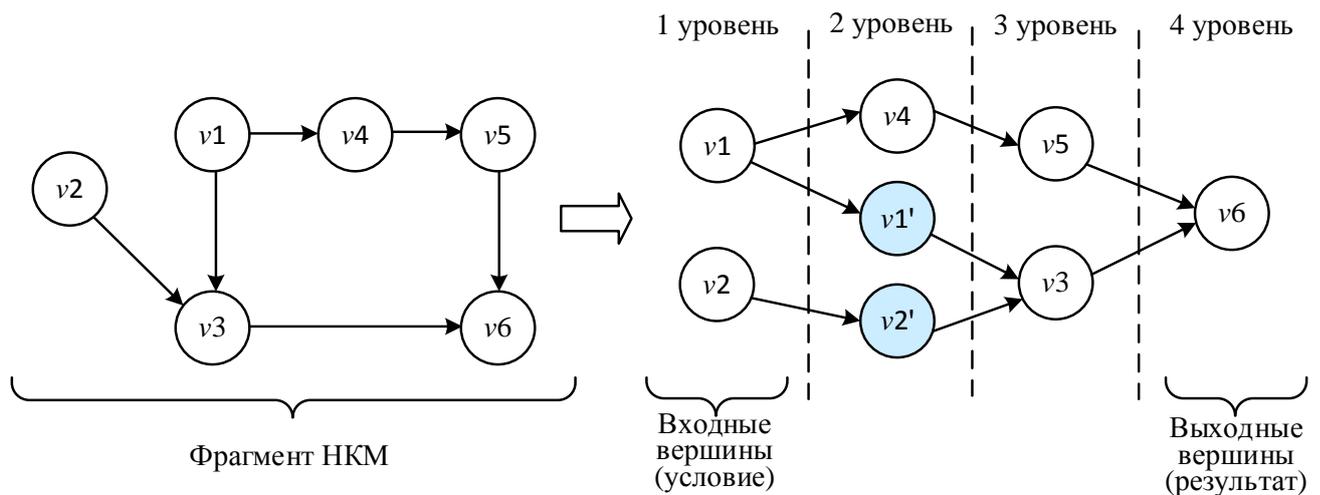


Рисунок 3.6 – Распределение вершин по уровням и вставка фиктивных вершин

Этап 4. Выбор структуры ИНС и ее построение.

Выбор структуры ИНС зависит от особенностей и сложности рассматриваемой задачи и имеет большое значение. Для диагностирования состояния ЭО больше подходит многослойная сеть прямого распространения, у которой все связи между нейронами направлены строго от входных к выходным нейронам, отсутствуют обратные связи. Это связано с тем, что многослойная сеть прямого распространения является универсальным средством аппроксимации функций. Особенностью данной сети является наличие нескольких скрытых слоев (рисунок 3.7).

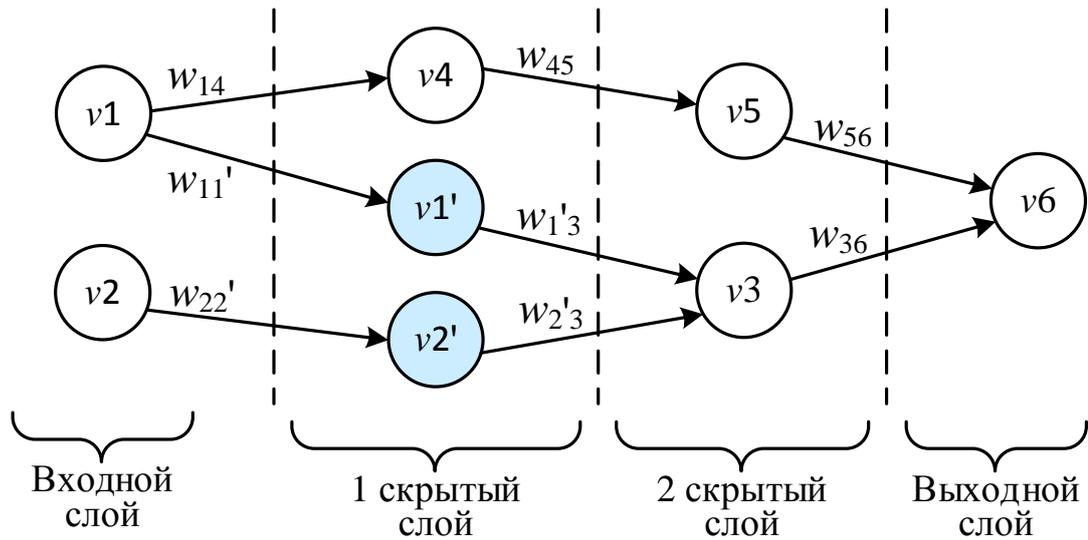


Рисунок 3.7 – Структура многослойной ИНС прямого распространения

Отметим, что в настоящий момент строгих рекомендаций в отношении выбора количества нейронов и слоев не существует. Однако следует помнить, что большое количество нейронов и слоев расширяет возможности сети, но обучаться сеть будет медленно.

Поскольку значения диагностируемых параметров отличаются единицами измерения и порядком величин, то для них применяется нормирование к интервалу $[0, 1]$. Это позволяет ускорить обучение ИНС и исключить получение неверных решений. Для нормирования значений параметров оборудования предлагается следующий способ преобразования:

$$x_i^{\text{нор}} = \frac{x_{i\text{тек}} - x_{i\text{мин}}}{x_{i\text{макс}} - x_{i\text{мин}}}, \quad x_i^{\text{нор}} \in [0, 1], \quad (3.9)$$

где $x_{i\text{тек}}$ – текущее значение параметра вершины; $x_{i\text{мин}}$, $x_{i\text{макс}}$ – минимальное и максимальное значения параметра оборудования, $i = \overline{1, h}$ (h – количество параметров).

Поскольку входные переменные играют существенную роль при обучении ИНС, то их подготовке необходимо уделить особое внимание. Предлагается к входным переменным предъявлять следующие требования [54]:

1) входные переменные должны быть непротиворечивы, т.е. один и тот же вектор входных переменных не может производить разные выходные переменные;

2) входных переменных должно быть достаточно для обучения ИНС. Под обучающим набором данных понимают набор наблюдений, содержащий значения диагностируемых параметров оборудования. Так как ИНС работают с числовыми данными, то выборка для обучения может быть построена на основе статистической информации, полученной за время диагностирования оборудования.

Отметим, что при увеличении количества входных переменных, которое зависит от рассматриваемой задачи, может возникнуть проблема «проклятие размерности» (*curse of dimensionality*). Для решения данной проблемы в случае недостаточного количества входных переменных предлагается использовать линейную модель [113] либо построить ИНС так, чтобы исключить возможность множества связей у нейронов.

Скрытый слой применяет различные преобразования к входным переменным, причем все нейроны в скрытом слое должны быть связаны с нейронами в следующем слое.

При построении ИНС возникает проблема выбора количества скрытых слоев, связанная с множеством диагностируемых параметров оборудования, характеризующих его состояние [38]. С одной стороны, число слоев должно быть достаточным для решения поставленной задачи, с другой стороны, слишком большим, чтобы избежать переобучения.

Выходной слой получает данные от последнего скрытого слоя.

Вес (w_{ij}) представляет собой силу связи между нейронами (3.4), при этом веса находятся в интервале $[-1, 1]$. Если вес имеет положительное значение, то происходит возбуждающее воздействие на нейрон (активирование нейрона), отрицательное – тормозящее (подавление нейрона), нулевое значение – изменения входа не повлияют на выход.

Для нейронов принято использовать различные функции активации, которая определяет, какие нейроны необходимо активировать. Самыми популярными функциями активации являются функция единичного скачка, сигмоидальная, логистическая, гиперболический тангенс [66, 77, 115], каждая из которых имеет свои отличительные свойства, преимущества и недостатки. При этом в настоящее время однозначный ответ на вопрос, какая функция лучше, отсутствует. В связи с этим следует выбирать ту функцию активации, которая максимально точно аппроксимирует искомую функцию и сможет привести к быстрому обучению НКМ.

Например, сигмоидальную функцию рекомендуется применять в задачах классификации, легко и просто находить ее производную, что в свою очередь приводит к уменьшению затрат процессорного времени во время обучения НКМ.

Гиперболический тангенс рекомендуется использовать в случае, когда значения входных переменных одновременно и положительные, и отрицательные. Однако ее применение только при положительных входных переменных может ухудшить результаты ИНС [143].

Этап 5. Обучение ИНС.

Главным отличием и преимуществом ИНС перед классическими методами прогнозирования и классификации является способность к обучению. В процессе обучения ИНС способна выявлять сложные зависимости между входными и выходными переменными. В случае, если ИНС будет успешно обучена, то она выдаст верный результат на основании переменных, которые отсутствовали в обучающей выборке [93].

Процесс обучения ИНС заключается в настройке значений весов, обеспечивающих преобразование значений входных переменных в выходные, которые впоследствии не будут изменяться. Основным алгоритмом обучения ИНС прямого распространения является алгоритм обратного распространения ошибки. Ошибка обучения для ИНС определяется путем прогона через сеть всех имеющихся наблюдений за оборудованием и сравнения значений выходных переменных с желаемыми значениями, что и является критерием качества

обучения ИНС (разница между желаемым результатом и полученным на выходе после обучения ИНС должна быть минимальной).

Для оценки качества ИНС предлагается множество методов оценки ошибки [43, 66, 143]. Однако чаще всего берется сумма квадратов ошибок (3.10) либо среднеквадратичная ошибка (3.11):

$$\varepsilon = \sum_{l=1}^m (y_l - \tilde{y}_l)^2; \quad (3.10)$$

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^m (y_l - \tilde{y}_l)^2, \quad (3.11)$$

где y_l – реальный (истинный) класс исправности оборудования в l -м наблюдении (0 либо 0,5, либо 1) контрольной выборки; \tilde{y}_l – прогнозируемое значение.

В роли критерия качества работы ИНС также может выступать доля неправильно классифицированных наблюдений тестовой выборки (P):

$$P = \frac{n}{N} 100\%,$$

где n – число неправильно классифицированных наблюдений в тестовой выборке; N – общее число наблюдений в тестовой выборке.

Данный критерий позволяет количественно оценить качество работы ИНС при решении задач классификации. В случае, когда классы представлены неравномерно (несбалансированные классы), т.е. в обучающей выборке, как правило, количество данных об исправных состояниях оборудования больше, чем о неисправных, доля ошибок не может объективно оценивать качество классификации ИНС [19, 121]. Для решения данной проблемы оценивать точность (3.12), полноту (3.13), специфичность (3.14) ИНС:

$$P = PPV = \frac{TP}{TP + FP}; \quad (3.12)$$

$$R = Se = \frac{TP}{TP + FN}; \quad (3.13)$$

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP}, \quad (3.14)$$

где TP (*True Positive*) – истинно положительный результат (количество правильно классифицированных исправных ТС оборудования), т.е. оперативный персонал решил, что ТС оборудования исправно, оно и оказалось исправным;

TN (*True Negative*) – истинно отрицательный, т.е. оперативный персонал решил, что ТС оборудования неисправно, оно и оказалось неисправным;

FN (*False Negative*) – ложноотрицательный результат (ошибка первого рода – «ложная тревога»). Оперативный персонал решил, что ТС оборудования неисправно, а оно могло быть исправным либо исправно;

FP (*False Positive*) – ложноположительный результат (ошибка второго рода – «пропуск цели»). ТС оборудования неисправно, но оперативный персонал решил, что оборудование исправно.

Поскольку оперативному персоналу из множества наблюдений с учетом множества диагностируемых параметров ЭО необходимо выявить неисправное состояние и при этом верно отнести его к одному из классов, то в работе [61] предлагается единый критерий, сформированный на основе формул (3.12) и (3.13):

$$PC = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}, PC \in [0, 1], \quad (3.15)$$

где PC (*Positive Chance*) – гармоническое среднее точности и полноты, значение PC ближе к единице, тем качество ИНС выше.

Еще одной важной характеристикой, которая используется во время обучения ИНС, является скорость обучения (η). Достаточно часто скорость обучения берется $\eta \in [0, 0,1]$ [128]. Она определяет, как быстро будет обновлено значение веса в процессе обратного распространения. Скорость обучения выбирается исходя из того, что при малых значениях параметра η возникает большое число повторений цикла обучения (алгоритм сходится очень долго), а при больших значениях параметра алгоритм будет расходиться (потеря устойчивости процесса обучения), что приводит к неверному обучению ИНС.

Таким образом, предложен метод для обучения НКМ поддержки принятия решений относительно состояния ЭО с использованием ИНС, основанный на

уровневом расположении вершин модели с учетом ввода фиктивных вершин с целью достраивания модели до структуры ИНС. Предложенный метод позволяет повысить оперативность принятия решений относительно технического состояния оборудования в условиях неполной и нечеткой информации.

3.4. Разработка методов прогнозирования состояния электротехнического оборудования с использованием импульсного моделирования и средств нечеткой логики

Поскольку НКМ для оценки состояния ЭО является статической, а процесс диагностирования ЭО динамическим, то для полного и глубокого анализа НКМ необходимо изучить механизмы влияния в НКМ и решить задачу прогноза с использованием импульсного моделирования [83].

Задача прогноза позволяет определить, к чему приведет внесенное возмущение в НКМ, заданное изменениями (увеличением или уменьшением значения) одной или нескольких входных вершин [137].

Внесение возмущений в вершину моделирует сценарий, который дает прогноз на вопрос: «А произойдет с НКМ в момент $t + 1$, если внесены возмущения в вершины ...?».

При исследовании динамики поведения НКМ рассматриваются следующие моменты:

- 1) выделяются входные вершины;
- 2) выделяются выходные вершины, состояние которых оценивается в процессе проведения импульсного моделирования;
- 3) строятся графики импульсных процессов с четырьмя вершинами для лучшего восприятия и понимания графика (по оси абсцисс отмечены моменты времени t , по оси ординат – изменение значений параметров вершин в процентах, (%), что позволяет не задумываться о единицах измерения и порядке величин вершин). На графиках отображается такое количество значений t , которое отражает тенденции изменений значений вершин.

Для описания изменения значений вершин в ходе импульсного моделирования предполагается, во-первых, что каждая вершина v_i , $i = \overline{1, h}$ в дискретные моменты времени $t = 0, 1, 2, \dots$ и т.д. принимает значение $x_{v_i}(t)$; во-вторых, значение вершины $x_{v_i}(t+1)$ зависит от значения вершины $x_{v_i}(t)$, от значений других вершин v_j НКМ, смежных с вершиной v_i в момент времени t и от связей данных вершин, которые определяются весом ребер w_{ij} [26, 67, 76].

Значения вершин рассчитываются следующим образом

$$x_{v_i}(t+1) = x_{v_i}(t) + \sum_{j=1}^h w_{j,i} p_j(t) \quad (3.16)$$

где $x_{v_i}(t+1)$, $x_{v_i}(t)$ – значения вершины v_i в момент времени $t+1$ и t ; $p_j(t)$ – изменение в вершине v_j в момент времени t , которое называется импульсом и определяется $p_j(t) = x_{v_j}(t) - x_{v_j}(t-1)$; w_{ij} – вес ребра между вершинами v_i и v_j .

Согласно формуле (3.8), если, например, имеется ребро с весом w между вершинами v_i и v_j и значение вершины v_j возрастает (убывает) в момент времени t на некоторое число q , то значение вершины v_i в момент времени $t+1$ возрастает (убывает) на величину qw .

Отметим, что при проведении импульсного моделирования, вводятся различающиеся понятия: исходное $x_{v_i}^{(\text{исх})}$ и начальное $x_{v_i}(0)$ значения в каждой вершине v_i , которые связаны между собой следующим соотношением:

$$x_{v_i}(0) = x_{v_i}^{(\text{исх})} + p_j(0), \quad (3.17)$$

где $p_j(0)$ – начальный импульс вершины v_j (изменение в момент времени $t=0$). При этом предполагается, что если в вершине v_j возник импульс $p_j(t)$ в момент времени t , то он передается за единицу.

Для детального рассмотрения изменения значений вершин НКМ введем следующие обозначения [134]:

1) $x_v^{(\text{исх})} = (x_{v_1}^{(\text{исх})}, x_{v_2}^{(\text{исх})} = f(x_{v_s}^{(\text{исх})}), \dots, x_{v_h}^{(\text{исх})})$ – вектор исходных значений вершин. При этом некоторые значения вершин вычисляются с помощью функций;

2) $x_v(t) = (x_{v_1}(t), x_{v_2}(t), \dots, x_{v_h}(t))$ – вектор значений вершин в момент времени $t > 0$;

3) $p(0) = (p_1(0), p_2(0), \dots, p_h(0))$ – вектор начальных импульсов, где $p_i(0)$ – импульс вводимый в вершину v_i в момент времени $t = 0$;

4) $p(t) = (p_1(t), p_2(t), \dots, p_h(t))$ – вектор импульсов в момент времени $t > 0$;

5) $W_{\text{Гнеод}}$ – матрица смежности НКМ размером $h \times h$ (3.4).

Изменения значений вершин НКМ с учетом выше рассмотренных обозначений в ходе развития импульсного моделирования представляются следующей матричной формулой:

$$x_v(t) = x_v^{(\text{исх})} + (I + W_{\text{Гнеод}} + W_{\text{Гнеод}}^2 + \dots + W_{\text{Гнеод}}^t)^T p(0), \quad (3.18)$$

$$p(t) = (W_{\text{Гнеод}}^T)^t p(0) \quad (3.19)$$

где I – единичная матрица размером $h \times h$, T – транспонирование.

Отметим, что если известен вектор начальных импульсов $p(0)$ и матрица смежности $W_{\text{Гнеод}}$ (3.4), то по формуле (3.19) можно вычислить вектор импульсов во всех вершинах НКМ в любой момент времени t . Если известен начальный вектор значений вершин, то по формуле (3.16) можно вычислить вектор значений всех вершин НКМ в любой момент времени t . Это приводит к созданию дискретной динамической модели, что дает возможность решить задачу прогноза.

Если импульс подается одновременно сразу в несколько вершин НКМ, то вектор состояния НКМ получается путем сложения векторов состояний, в которых активизируется только одна из вершин. Это позволяет управлять НКМ с помощью выбора активируемых вершин, величины импульса. Анализ структуры, разработанной НКМ позволяет построить различные сценарии прогноза развития ситуаций, возникающих при работе ЭО, с целью усиленного контроля за тем или иным параметром или фактором.

Поскольку при прогнозировании значений параметров ЭО приходится работать с диагностической и экспертной информацией, то предлагается применить метод с использованием средств нечеткой логики [52], суть которого заключается в следующем.

Пусть дан архив значений диагностируемых параметров оборудования x_i , $i = \overline{1, h}$, а также известны из нормативных требований нормы отклонений, за которые не могут выходить значения параметров $x_{imin} \leq x_i \leq x_{imax}$. Ставится задача построения функциональной зависимости (четкого отображения) $x_i = \varphi_{i-1,i}(x_{i-1})$ множества «частота появления опасной ситуации для ЭО», т.е. значения параметров, факторов ЭО приближаются к порогу их допустимых норм и расчету по ним прогнозного значения параметра.

Для расчета прогнозного значения диагностируемого параметра, фактора предлагается следующий пятиэтапный алгоритм. Графическая иллюстрация метода представлена на рисунке 3.8.

Для простоты положим, что в контексте рассматриваемой задачи роль параметра x_{i-1} играет множество X , а роль параметра x_i – множество Y , значения которых будем обозначать соответственно через x и y [52].

Этап 1. Строится ФП $\mu_{\tilde{A}}(x)$ (кривые 1) нечеткого множества \tilde{A} – частота появления опасной ситуации параметра x для оборудования на основе собранных статистических данных [10, 42] и нормативных требований.

Этап 2. Строится ФП $\mu_{\tilde{B}}(y)$ (кривые 2) нечеткого множества \tilde{B} – частота появления опасной ситуации параметра y для оборудования.

Отметим, что оперативный персонал, оценивая частоту появления опасной ситуации для каждого конкретного ЭО, опирается на свой опыт и оценивает ее с помощью слов «редко», «средне», «часто», т.е. лингвистическая переменная «частота появления опасной ситуации для оборудования», значениями которой являются нечеткие лингвистические термы «редко», «средне», «часто».

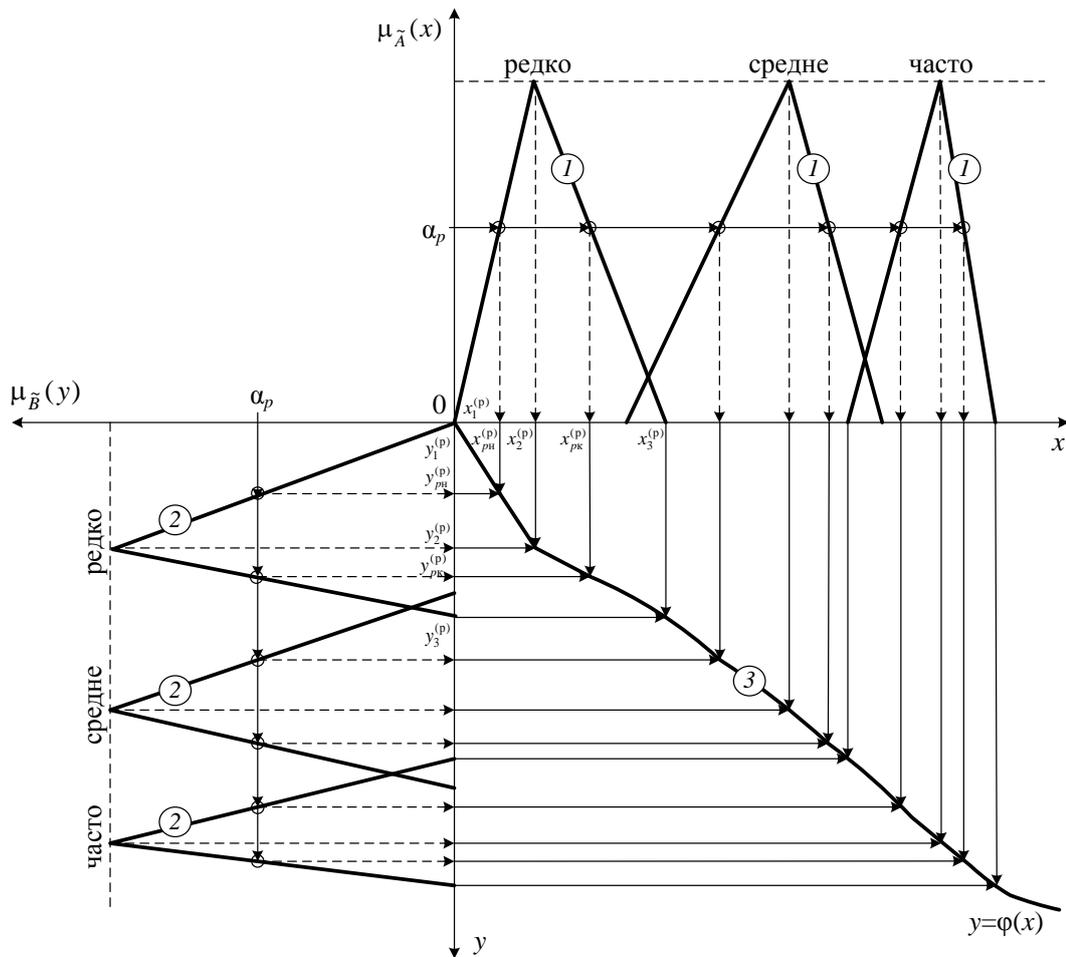


Рисунок 3.8 – Графическая иллюстрация построения четкого отображения $y = \varphi(x)$

Этап 3. Формируются интервалы достоверности $[x_{рн}^{(p)}, x_{рк}^{(p)}]$, $[x_{рн}^{(c)}, x_{рк}^{(c)}]$, $[x_{рн}^{(ч)}, x_{рк}^{(ч)}]$ на основе ФП $\mu_{\tilde{A}}(x)$ (кривые 1) посредством задания α -уровней, причем при достаточно малом шаге $\alpha_p \in [0, 1]$, $p = 1, 2, \dots$ изменения значения α можно получить достаточно большое количество интервалов достоверности.

Этап 4. Формируются интервалы достоверности $[y_{рн}^{(p)}, y_{рк}^{(p)}]$, $[y_{рн}^{(c)}, y_{рк}^{(c)}]$, $[y_{рн}^{(ч)}, y_{рк}^{(ч)}]$ на основе ФП $\mu_{\tilde{B}}(y)$ (кривые 2).

Этап 5. Строится четкое монотонное, возрастающее отображение $y = \varphi(x)$ (кривая 3) множества «частота появления опасной ситуации параметров x и y для оборудования», по которой рассчитываются прогнозные значения параметра y .

Из рисунка 3.8 видно, что ФП значений ЛП «частота появления опасной ситуации для оборудования» представлены в виде треугольных нечетких чисел,

поскольку данный вид является простым. Однако допускается построение функции принадлежности в виде трапециевидных чисел.

На рисунке 3.8 $x = [x_1, x_2, x_3]$, $y = [y_1, y_2, y_3]$ – треугольные нечеткие числа, где $x_1^{(p)}$, $x_1^{(c)}$, $x_1^{(ч)}$, $y_1^{(p)}$, $y_1^{(c)}$, $y_1^{(ч)}$ – нижние границы интервала лингвистических терм «редко», «средне», «часто»; $x_2^{(p)}$, $x_2^{(c)}$, $x_2^{(ч)}$, $y_2^{(p)}$, $y_2^{(c)}$, $y_2^{(ч)}$ – наиболее ожидаемые (возможные) значения интервала; $x_3^{(p)}$, $x_3^{(c)}$, $x_3^{(ч)}$, $y_3^{(p)}$, $y_3^{(c)}$, $y_3^{(ч)}$ – верхние границы интервала; $[x_{pн}^{(p)}, x_{pк}^{(p)}]$, $[x_{pн}^{(c)}, x_{pк}^{(c)}]$, $[x_{pн}^{(ч)}, x_{pк}^{(ч)}]$, $[y_{pн}^{(p)}, y_{pк}^{(p)}]$, $[y_{pн}^{(c)}, y_{pк}^{(c)}]$, $[y_{pн}^{(ч)}, y_{pк}^{(ч)}]$ – интервалы достоверности нечеткого множества \tilde{A} и \tilde{B} на α_p уровне, причем $x_{pн}^{(p)}$, $x_{pн}^{(c)}$, $x_{pн}^{(ч)}$, $y_{pн}^{(p)}$, $y_{pн}^{(c)}$, $y_{pн}^{(ч)}$ – начало, а $x_{pк}^{(p)}$, $x_{pк}^{(c)}$, $x_{pк}^{(ч)}$, $y_{pк}^{(p)}$, $y_{pк}^{(c)}$, $y_{pк}^{(ч)}$ – конец данных интервалов [57].

Предложенный метод позволяет формализовать знания персонала, которые могут быть неполными, рассчитывать прогнозные значения диагностируемых параметров ЭО в условиях диагностической и экспертной информации; строить функциональные зависимости между значениями параметров, а также предупреждать возникновение появления опасной ситуации для ЭО.

Выводы по главе 3

1. Разработана система ИСПП с использованием средств нечеткой логики для принятия диагностических решений относительно состояния ЭО, основанная на комбинировании четких и нечетких значений параметров в предусловиях правил, учете взаимодействия параметров в механизме выводов и ранжировании иерархических правил. Система позволяет принять научно-обоснованные решения относительно технического состояния оборудования в условиях неполной и нечеткой информации, повысить компактность представления БЗ.

2. Разработана НКМ для оценки состояния ЭО, представляющая собой ориентированный взвешенный граф с помеченными вершинами и ребрами, основанная на системе ИСПП и учитывающая диагностическую и экспертную

информацию. Анализ структуры, разработанной НКМ, позволяет выявлять факторы и параметры, наиболее сильно влияющие на состояние ЭО.

3. Разработан метод к обучению НКМ с использованием ИНС, основанный на объединении системы ИСПП для принятия диагностических решений и построенной на ее основе НКМ с разнотипными вершинами. Для построения ИНС предлагается поуровневое расположение вершин НКМ с учетом ввода фиктивных вершин. Предложенный метод позволяет повысить оперативность принятия решений относительно технического состояния оборудования в условиях неполной и нечеткой информации.

4. Разработан метод прогнозирования состояния ЭО с использованием импульсного моделирования, учитывающий разнотипную информацию. В качестве вектора исходных значений вершин рассматриваются не только четкие и нечеткие значения, а также значения вершин, вычисляемые с помощью функций. Реализация импульсного процесса позволяет формализовать знания персонала, которые могут быть неполными или носить субъективный характер, смоделировать изменения состояния ЭО в условиях разнотипной информации, построить сценарии прогноза развития ситуаций, возникающих при работе оборудования с целью усиленного контроля за тем или иным параметром или фактором.

Разработан метод прогнозирования значений параметров ЭО с использованием средств нечеткой логики, основанный на построении четких отображений множества «частота появления опасной ситуации для ЭО». Предложенный метод позволяет рассчитывать прогнозные значения диагностируемых параметров ЭО в условиях диагностической и экспертной информации; построить функциональные зависимости между значениями параметров; предупредить возникновение появления опасной ситуации для ЭО.

Глава 4. Примеры решения задач оценки технического состояния электротехнического оборудования

Показано место разработанных моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО в интеллектуальной СППР (ИССПР) диагностирования ЭО. Представлено обоснование среды и выбора языка программирования для создания программного обеспечения (ПО), а также приведено краткое описание разработанного ПО, которое реализует отдельные модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО. Также приведены результаты исследований эффективности разработанных моделей и методов поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО на примере асинхронного двигателя (АД) и насосного оборудования для нефтедобывающей промышленности.

4.1. Место разработанных моделей и методов в системах диагностирования электротехнического оборудования

Принятие решений относительно состояния ЭО промышленного объекта в условиях разнородной информации невозможно без использования СППР диагностирования, которые легко адаптируются к изменяющимся требованиям, позволяют улучшать эффективность процесса принятия решений, формируют рекомендации по управлению в режиме реального хода процесса диагностирования ЭО.

На рисунке 4.1 представлена рекомендуемая структура ИСППР диагностирования ЭО, включающая четыре основных модуля: модуль сбора и хранения исходных данных; модуль обработки исходных данных и знаний; модуль диагностирования и прогнозирования; модуль формирования рекомендаций и принятия решений [58, 136]. Темным цветом выделены разработанные в диссертационной работе модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО.

Рассматриваемая ИСППР представляет собой программный комплекс для автоматизированного сбора первичной информации об ЭО, обработки и визуализации различной разнородной диагностической и экспертной

информации, а также формирования выходной информации в виде текущего состояния ЭО (исправное состояние ЭО / исправное состояние ЭО, но с небольшими отклонениями).

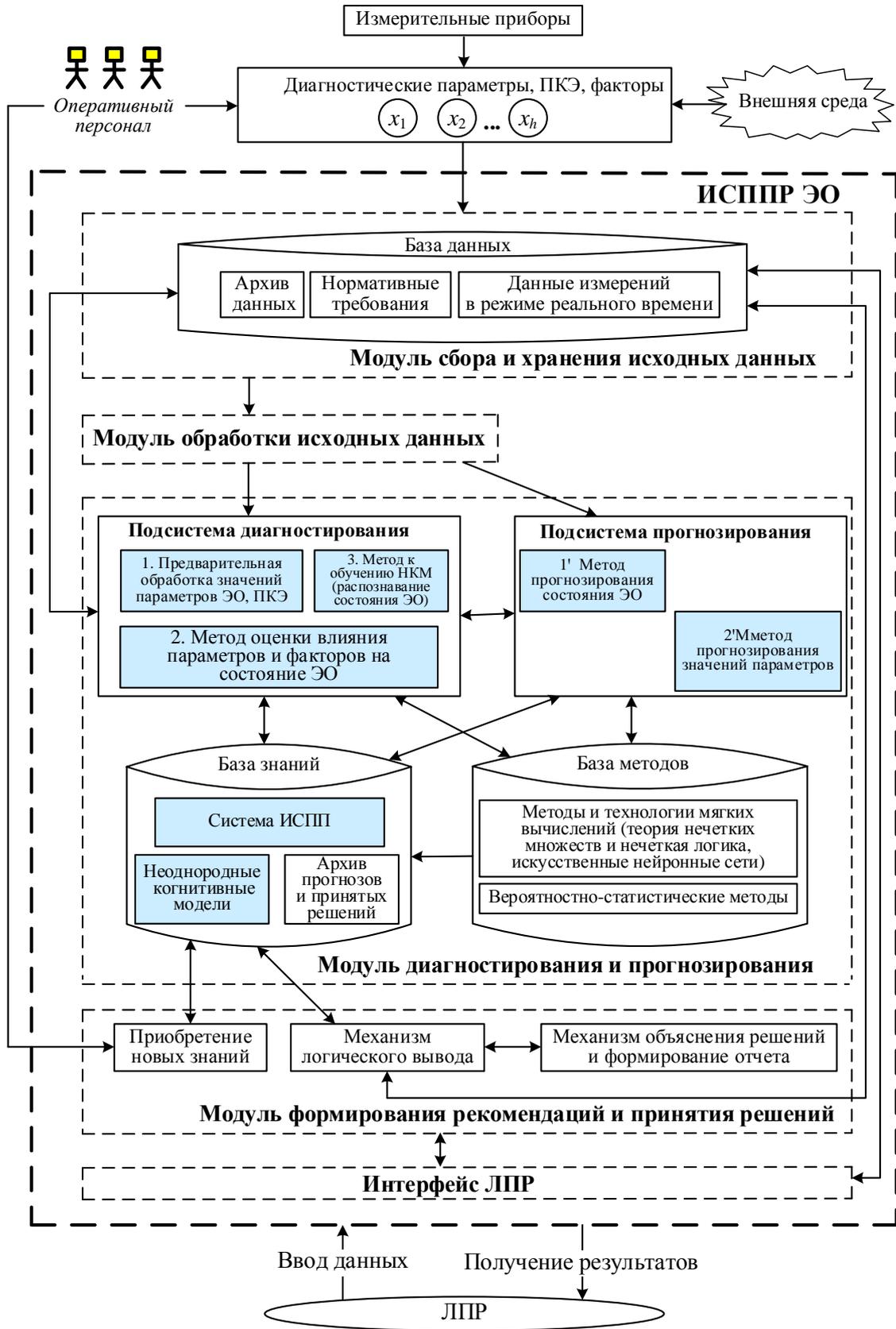


Рисунок 4.1 – Структура ИСППР диагностирования ЭО

Модуль сбора и хранения исходных данных осуществляет прием информации от множества различных разнотипных измерительных приборов (например, отклонение частоты, отклонение напряжения фаз *A*, *B*, *C*, сопротивление статорной обмотки и др.), внешней среды (например, информация о климатических условиях (перепады температур, гроза и др.), а также при визуальном осмотре оперативным персоналом.

Вся необходимая оперативному персоналу информация для оценки состояния ЭО сохраняется в БД. В БД содержится информация по всем диагностическим параметрам в течение всего периода времени проведения испытаний и данные измерений, полученные в режиме реального времени, хранящиеся в файлах формата *Excel* (*.xls).

Файл представляет собой таблицу, которая содержит время проведения испытаний, названия диагностических параметров и их значения (рисунок 4.2).

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	Время	Маркир.	$U_{A(1)}, В$	$U_{B(1)}, В$	$U_{C(1)}, В$	$I_{A(1)}, А$	$I_{B(1)}, А$	$I_{C(1)}, А$
2	12.10.2018 10:30:00	да	226,39	206,77	194,73	47,79	45,04	78,43
3	12.10.2018 10:30:03	да	226,69	206,14	192,98	47,07	44,55	80,17
4	12.10.2018 10:30:06	да	226,59	206,24	193,19	47,05	44,48	80,69
5	12.10.2018 10:30:09	да	226,11	205,65	192,6	49,35	46,05	82,44
6	12.10.2018 10:30:12	да	225,94	205,56	192,14	48,05	44,76	81,15
7	...							
2401	12.10.2018 12:29:51	нет	219,74	211,34	210,04	49,95	47,76	65,87
2402	12.10.2018 12:29:54	нет	219,72	211,63	209,9	50,12	48,07	65,97
2403	12.10.2018 12:29:57	нет	219,95	211,92	209,95	50,1	48,24	66,26
2404	12.10.2018 12:30:00	нет	219,91	211,99	209,51	49,8	47,14	65,9

Рисунок 4.2 – Фрагмент таблицы с исходными данными

Также БД содержит справочную информацию (нормативные требования [28-30, 81]) по диагностическим параметрам. В результате чего все исходные данные и сведения об ЭО, необходимые оперативному персоналу, находятся в одном месте и приведены к единому формату.

Модуль обработки исходных данных осуществляет обработку данных, поступающих из БД с целью применения модуля диагностирования и прогнозирования [130, 133, 135].

Под обработкой понимается структуризация знаний и нормализация диагностической и экспертной информации, представленной в виде четких данных, интервалов, лингвистических переменных [55, 56], с целью применения

методов и технологий мягких вычислений. Отметим, что для применения вероятностно-статистических методов обработка данных не обязательна.

Модуль диагностирования и прогнозирования осуществляет диагностирование и прогнозирование состояния ЭО на основе БЗ и базы методов.

База знаний является ядром ИСППР, которая пополняется посредством знаний и опыта оперативного персонала (замена правил или фактов в БЗ). Предлагаемая БЗ содержит различные НКМ для оценки состояния ЭО, сценарии развития ситуаций, архивы прогнозов, а также рекомендации и принятые диагностические решения. Результаты диагностирования и прогнозирования поступают в модуль формирования рекомендаций и принятия решений.

Если после применения подсистемы диагностирования выявится, что состояние ЭО исправное / исправное, но с небольшими отклонениями, то данная информация передается в модуль формирования рекомендаций и принятия решений. ЛПР выдается рекомендация принять решение по принципу «да» - «нет» (например, осуществлять ли дальнейшее диагностирование и прогнозирование ЭО), в результате которого в режимы функционирования СППР вносятся соответствующие изменения.

Подсистема диагностирования тесно связана с подсистемой прогнозирования. Алгоритм взаимодействия данных подсистем представлен на рисунке 4.3.

Шаг 1. Поступление значений диагностических параметров, ПКЭ, факторов.

Шаг 2. Обработка значений диагностических параметров, ПКЭ, факторов.

Шаг 3. Использование метода № 1 для диагностирования ЭО.

Шаг 4. Если присутствует хотя бы одно отклонение в значениях диагностических параметров, ПКЭ, то переход к шагу 5, иначе переход к шагу 15.

Шаг 5. Использование НКМ.

Шаг 6. Если для диагностирования ЭО используется метод № 2, то переход к шагу 8, иначе переход к шагу 7.

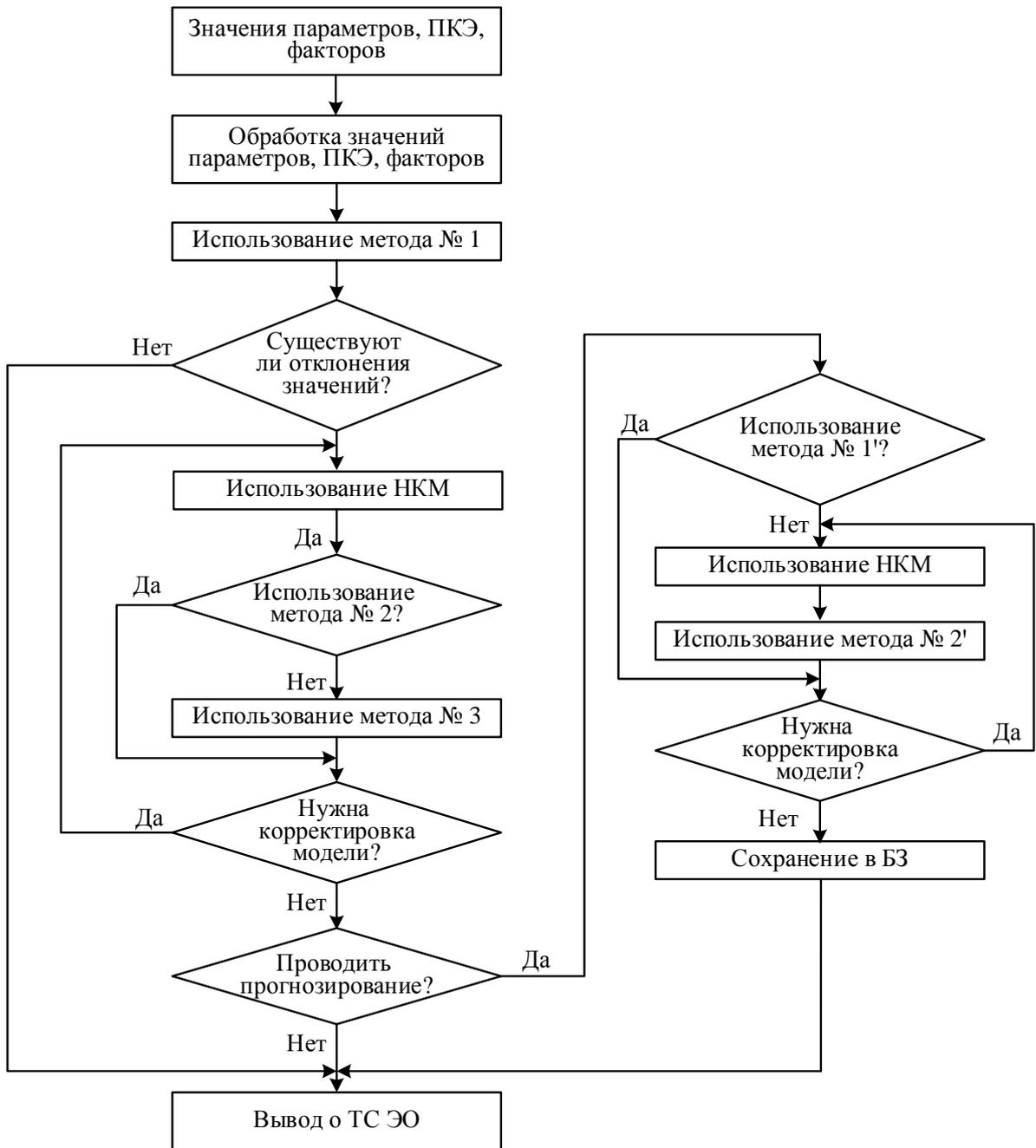


Рисунок 4.3 – Алгоритм взаимодействия подсистемы диагностирования и подсистемы прогнозирования

Шаг. 7. Использование метода № 4 для диагностирования ЭО.

Шаг. 8. Если нужна корректировка НКМ, то переход к шагу 5, иначе переход к шагу 9.

Шаг. 9. Если далее проводится прогнозирование, то переход к шагу 10, иначе переход к шагу 15.

Шаг. 10. Если для прогнозирования значений параметров ЭО используется метод № 1', то переход к шагу 13, иначе переход к шагу 11.

Шаг. 11. Использование НКМ.

Шаг. 12. Использование метода № 2'.

Шаг. 13. Если нужна корректировка НКМ, то переход к шагу 11, иначе переход к шагу 14.

Шаг. 14. Сохранение результатов в БЗ.

Шаг. 15. Вывод решения о состоянии ЭО.

Модуль формирования рекомендаций и принятия решений отвечает за выдачу ЛПР решения с учетом выявленных отклонений в работе ЭО в удобном и наглядном для него виде (например, отчет в текстовой форме).

В состав данного модуля входят следующие компоненты:

1) *приобретение и пополнение новых знаний.* Данный компонент предназначен для обеспечения работы оперативного персонала по поддержанию НКМ, ИСПП, генерации БЗ, пополнения новыми знаниями, ее проверки на полноту и непротиворечивость, а также адаптации БЗ системы к условиям ее функционирования. Адаптация ИСППР к изменениям в предметной области заключается в переопределении диагностических параметров, ПКЭ, факторов в НКМ, замене ИСПП в БЗ. Знания в модуль диагностирования и прогнозирования передаются в виде завершенной информации о ЭО (значения каких параметров отклонялись от нормы, в какое время наблюдалось отклонение и как долго оно длилось, какие меры были предприняты и т.п.) для дальнейшего их использования в подсистеме диагностирования и прогнозирования. Результатом данного компонента является заполнение БЗ;

2) *механизм логического вывода.* Данный компонент предназначен для выполнения анализа и получения новых знаний при сопоставлении исходных данных из БД и БЗ, т.е. обеспечивает поиск ответов на вопросы ЛПР;

3) *механизм объяснения решений и формирование отчетов.* Данный компонент необходим для запроса объяснения хода решения ЛПР в процессе или по результатам решения задачи (объясняет, как получено или не получено

решение задачи, какие знания при этом были использованы, задействованы), что облегчает оперативному персоналу тестирование ИСППР и повышает доверие ЛПР к полученным результатам.

Интерфейс ЛПР позволяет ЛПР запускать вычислительные эксперименты и просматривать полученные результаты [134].

Основными возможностями предлагаемой ИСКД являются:

- построение, редактирование и анализ НКМ для оценки состояния ЭО;
- построение и редактирование БЗ, содержащей ИСПП для принятия окончательных диагностических решений;
- построение прогнозных моделей в виде функциональных зависимостей любых контролируемых параметров ЭО, а также расчет прогнозных значений контролируемых параметров по данным моделям;
- поиск отклонений значений параметров ЭО от допустимых норм с применением БД и БЗ;
- моделирование и прогнозирование развития неблагоприятных ситуаций, возникающих на этапе эксплуатации ЭО.

Основными отличительными особенностями предлагаемой ИСППР являются возможности [58]:

1) решения задач не только контроля, но и прогнозирования значений диагностических параметров ЭО;

2) анализа не только фактических значений контролируемых параметров, но и их динамики, с использованием не только вероятностно-статистических методов, но и методов искусственного интеллекта, когнитивного и нечеткого когнитивного моделирования. Это позволяет выявлять неисправности, отказы электрооборудования на ранней стадии их развития; предотвращать аварийные ситуации; вырабатывать и принимать меры по их предотвращению в условиях неопределенности и больших объемов исходных данных;

3) универсальности системы, что заключается в возможности ее применения во всех отраслях промышленности (химической, нефтяной, металлургической, атомной энергетики и др.).

Таким образом, предлагаемая ИСППР позволяет не только оценивать реальное состояние ЭО на данный момент времени в условиях широкого перечня диагностируемых параметров, ПКЭ, факторов, но и спрогнозировать их значения, тем самым выявить возможные неисправности, отказы ЭО на ранней стадии их развития; предотвратить аварийные ситуации и снизить риск техногенных катастроф; принять научно обоснованные диагностические решения относительно состояния ЭО.

4.2. Описание разработанного программного обеспечения для оценки состояния электротехнического оборудования

Выбор среды и языка программирования для создания ПО является важнейшими этапами проектирования, поскольку от них зависит сложность процесса разработки и эффективность разрабатываемого ПО.

Главными критериями при выборе среды программирования являются [39, 47, 68, 107, 122, 123]:

- 1) *модульность* – возможность добавления необходимых инструментов для создания ПО;
- 2) *портативность* – способность ПО работать в различных операционных системах;
- 3) *удобство использования* – простота интерфейса ПО и легкость в освоении работы с ним;
- 4) *удобство сопровождения* – создание новых версий ПО и поддержка пользователей.

На основе выше описанных критериев был проведен сравнительный анализ различных сред программирования по пятибалльной шкале, который представлен в таблице 4.1.

Таблица 4.1 – Сравнительный анализ различных сред программирования

Среда программирования / Критерии	Visual Studio	C++ Builder	Dev C++	Eclipse
Модульность	5	4	4	4
Портативность	4	4	5	4
Удобство использования	4	4	3	3
Удобство сопровождения	5	5	4	5

Интегрированная среда разработки *Visual Studio* обладает большим числом инструментов и функций, имеет удобный интерфейс, легок в понимании работы, постоянно выходят обновления, а также поддерживается разработчиком, но требует дополнительной настройки для создания графического интерфейса программы.

Интегрированная среда разработки *C++ Builder* обладает достаточно большим набором функций, такими как: собственный компилятор, поддержка БД, объекты модулей данных и др., которая постоянно обновляется и поддерживается разработчиком.

Интегрированная среда разработки *Dev C++* обладает достаточно большим набором функций, которые ориентированы на программирование, имеет простой и доступный интерфейс, встроенный компилятор, что не требует установки дополнительного ПО.

Интегрированная среда разработки *Eclipse* представляет собой *IDE* с открытым исходным кодом и предоставляет множество функций. Одним из недостатков является то, что среда *IDE* тяжелая (возможны зависания при запуске) и имеет сложный интерфейс.

В качестве инструментальных средств разработки ПО диагностирования ЭО выбрана интегрированная среда *Microsoft Visual Studio*. При этом среда *Visual Studio*, которая основана на программной платформе *.NET*, обладающая необходимыми инструментами для разработки ПО: *ADO.NET* – это технология,

предоставляющая доступ и управление данными, которые хранятся в БД; *Microsoft SQL Server* – управление реляционными БД.

При выборе языка программирования приоритетными критериями являлись:

- 1) личные предпочтения (изученный язык, которые позволит соблюсти сроки выполнения работы по разработке ПО);
- 2) уровень владения языком;
- 3) объектно-ориентированная парадигма программирования, основанная на объектах, целью которых является включение преимуществ модульности и возможности повторного использования;
- 4) наличие макросов;
- 5) читаемость и понятность кода;
- 6) простота использования.

Отметим, что в настоящее время существует огромное количество различных языков программирования, таких как: *C*, *C++*, *C#*, *Delphi*, *Java*, *JavaScript*, *Matlab*, *PHP*, *Python*, *Visual Basic.NET* и др. Наиболее популярными и востребованными языками программирования в 2018 г. по данным исследования *TIOBE Index for November 2018* считаются: *C++*, *C#*, *Java*, *Python* [142].

Для нахождения приемлемого языка для разработки ПО для оценки ТС ЭО был проведен сравнительный анализ языков программирования [106, 119, 127, 141]. Результаты анализа на соответствие предъявленных критериев приведены в таблице 4.2.

Таблица 4.2 – Сравнительный анализ языков программирования

Языки программирования Критерии	C++	C#	Java	Python
Объектно-ориентированная парадигма программирования	+	+	+	+
Наличие макросов	+	+	+	–
Читаемость и понятность кода	–	–	+	+
Простота использования	+	+	+	–

В результате сравнительного анализа различных языков программирования, был сделан вывод о том, что наиболее функциональным и востребованным является *Java*, так как позволяет писать программный код для различных вычислительных устройств и конкретной операционной системы.

Заметим, что языки программирования *C++* и *C#* не сильно уступают *Java*. Например, *C++* поддерживает абстракцию данных, а также процедурное и обобщенное программирование. Однако *C++* имеет существенные недостатки, а именно, подключение заголовочных файлов, что заставляет повторять описания объектов, увеличивает объем компилируемого текста и время необходимое на компиляцию.

C# применяют благодаря большому количеству подключаемых директив, которые позволяют использовать уже готовые конструкции, а также работать на базе платформы *.NET Framework*.

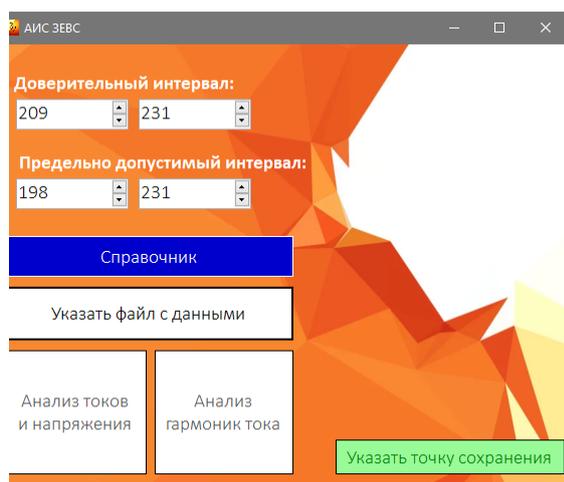
Отметим, что дать однозначной ответ на вопрос, какой язык программирования лучше, практически невозможно, поскольку на выбор влияет большое количество критериев.

Для сокращения времени на определение состояния ЭО разработано ПО, реализующее отдельные модели и методы поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО.

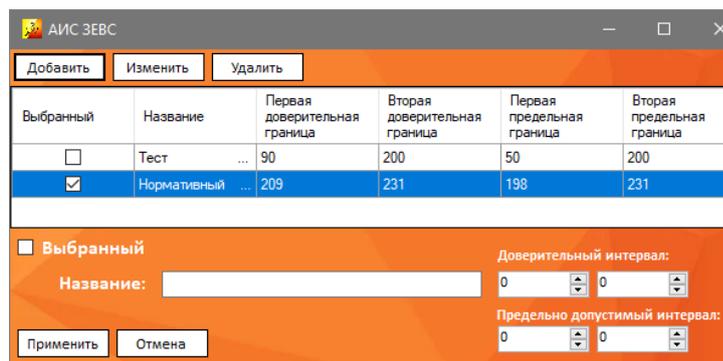
1) *Предварительная обработка значений параметров, ПКЭ и факторов* («Поиск отклонений значений параметров от норм промышленного оборудования») (приложение А) [94].

Для реализации ПО был выбран объектно-ориентированный язык программирования *C#*, поскольку он имеет статическую типизацию, поддерживает полиморфизм, перегрузку операторов, анонимные функции с поддержкой замыканий, *LINQ*, исключения, комментарии в формате *XML*. Для хранения нормативных требований была спроектирована БД с использованием *Microsoft SQL Server Management Studio*.

На рисунке 4.4 показаны экранные формы ввода исходных данных.



а)



б)

Рисунок 4.4 – Экранные формы ввода исходных данных:
а) стартовое окно системы; б) окно справочника системы

Отметим, что на стартовом окне доступны не все элементы интерфейса, это позволяет минимизировать ошибки пользователя при работе с ПО. Для сохранения отчетов с результатами выполненных поисков в текстовом формате – файлах *.txt - нужно нажать на кнопку «Указать точку сохранения» (рисунок 4.5). Кнопка «Справочник» открывает таблицы с интервалами, которым должны удовлетворять значения параметров по нормативным требованиям для нормальной работы ЭО.

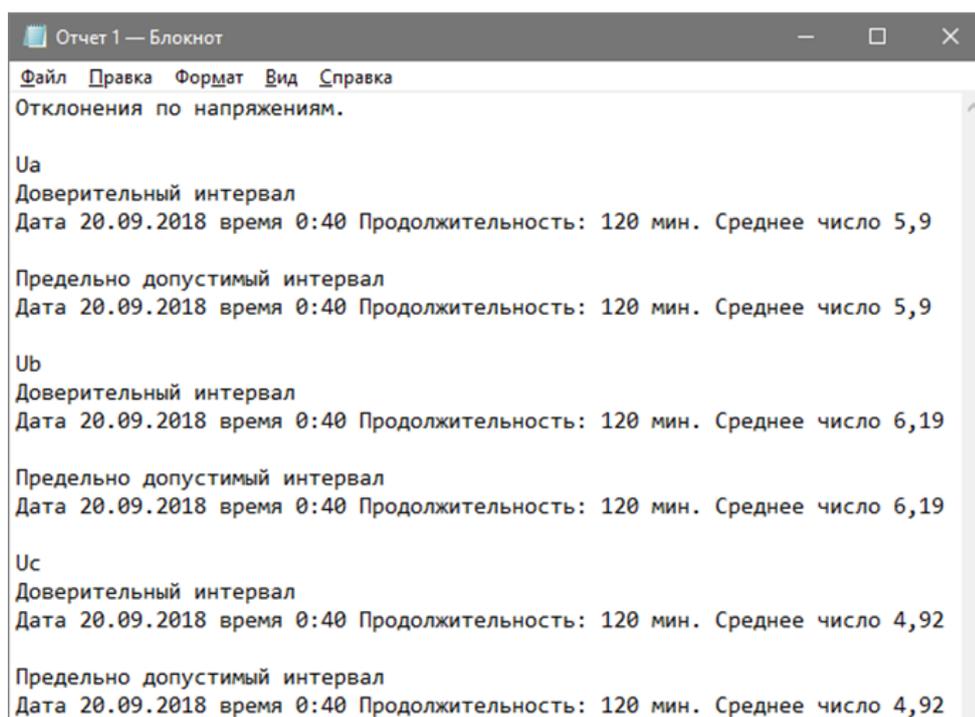


Рисунок 4.5 – Экранная форма вывода результатов

Здесь под продолжительностью понимается время отклонения, под средним числом – среднее отклонение напряжения.

2) Метод к обучению НКМ (распознавание состояния ЭО) («Диагностирование технического состояния асинхронных электродвигателей с применением процедуры обучения неоднородной когнитивной модели») (приложение А) [96].

Программное обеспечение было написано на языке программирования *Java*.

1. Файл с описанием структуры ИНС предоставляется в формате *.xlsx. Графический редактор построения ИНС позволяет добавлять/удалять слои, нейроны и связи между ними и представлен на рисунке 4.6.

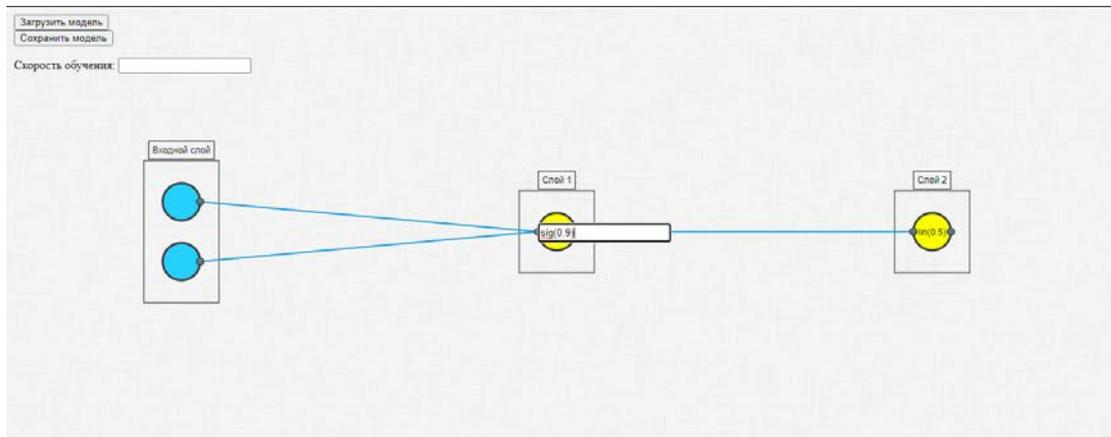


Рисунок 4.6 – Графический редактор построения ИНС

Также доступно редактирование весов связей и функций активации нейронов. Существует возможность загрузить готовое описание нейронной сети в формате *.xlsx или сохранить измененный вариант.

Результаты диагностирования сохраняются в файле *.xlsx (рисунок 4.7).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Параметр 1	Параметр 2	Параметр 3	Параметр 4	Параметр 5	Параметр 6	Параметр 7	Параметр 8	Реальное выходное значение 1
2	0.476433359	0	0.944743935	0.461111111	0	0	0.012780625	0	0.020014399
3	0.364974317	0	1	0.492592593	0	0.013913824	0.014281142	0.035015448	0.018928719
4	0.364974317	0	0.971698113	0.483333333	0	0.061938959	0.014323115	0.05835908	0.017964741
5	0.364974317	0	0.947439353	0.475925926	0	0.080789946	0.014144732	0.067284586	0.017125509
6	0.511992581	0	0.907008086	0.466666667	0	0.125224417	0.014060787	0.095090972	0.020558807
7	0.511992581	0	0.849056604	0.451851852	0	0.177737882	0.014076526	0.150017164	0.018684503
8	0.511992581	0	0.834231806	0.437037037	0	0.186265709	0.013829938	0.154823206	0.017836696
9	0.511992581	0	0.824797844	0.437037037	0	0.176840215	0.013625322	0.150017164	0.017580798
10	0.574288966	0	0.815363881	0.435185185	0	0.183572711	0.01356761	0.154823206	0.019283722
11	0.574288966	0	0.773584906	0.431481481	0	0.193447038	0.013814198	0.216271885	0.018152437
12	0.574288966	0	0.73180593	0.416666667	0	0.179084381	0.014748086	0.360453141	0.016716002
13	0.712027508	0	0.703504043	0.409259259	0	0.152603232	0.01506288	0.447991761	0.020215083
14	0.712027508	1	0.698113208	0.409259259	0	0.109964093	0.014847771	0.461723309	1.034486349
15	0.712027508	1	0.681940701	0.414814815	0	0.111310592	0.014763826	0.467902506	1.03425569
16	0.717176218	1	0.665768194	0.414814815	0	0.127019749	0.014732347	0.475798146	1.034025299
17	0.717176218	1	0.652291105	0.416666667	0	0.140933573	0.014679881	0.477857878	1.033752248
18	0.717176218	1	0.649595687	0.412962963	0	0.153500898	0.01471136	0.478544456	1.033575353

Рисунок 4.7 – Результаты диагностирования

3) *Прогнозирование состояния ЭО* («Прогнозирование технического состояния асинхронных электродвигателей на основе импульсного моделирования») (приложение А) [97].

Для разработки ПО был выбран строго типизируемый и компилируемый, мультипарадигменный язык *TypeScript*, который является надмножеством языка *JavaScript*. Это связано с тем, что после компиляции программный код становится доступным для исполнения в браузере в любой среде, что обеспечивает доступность и переносимость ПО.

В качестве основного фреймворка был выбран *Vue*, служащий для построения реактивных интерфейсов с использованием шаблона архитектуры *Model-View-ViewModel*. Модуль *Vuex* был выбран для централизованного хранилища данных, который интегрируется с платформой *Vue*, представляющий собой контейнер, в котором хранится актуальное состояние приложения.

На рисунке 4.8 представлена экранная форма разработанного ПО

The image displays the user interface for impulse modeling, divided into several sections:

- Факторы модели (Model Factors):** A list of factors V0, V1, V2, and V3. Each factor has a name input field, a unit selector (e.g., 'Число', 'Интервал', 'Функция', 'Лингв. описание'), and a value input field. A 'Добавить фактор' (Add factor) button is present at the top right.
- Редактирование связей модели (Model Connections):** A table with rows W0, W1, W2, W3 and columns W0, W1, W2, W3. Each cell contains a numeric value (0) and a delete icon (x).
- Визуализация модели (Model Visualization):** A diagram showing four nodes labeled V0, V1, V2, and V3, each with a value of 0.
- Импульсное моделирование (Impulse Modeling):** A separate window titled 'Импульсное моделирование' with a close button (x). It contains:
 - 'Мощность импульса (количество итераций)' (Impulse power (number of iterations)) set to 3.
 - 'Вершина' (Vertex) dropdown menu with a list of factors (V0, V1, V2, V3).
 - 'Возмущение' (Disturbance) set to 0.
 - 'Добавить импульс' (Add impulse) and 'Начать работу' (Start work) buttons.

Рисунок 4.8 – Экранные формы ввода исходных данных для проведения импульсного моделирования

Результаты импульсного моделирования представлены в виде графиков (рисунок 4.9).

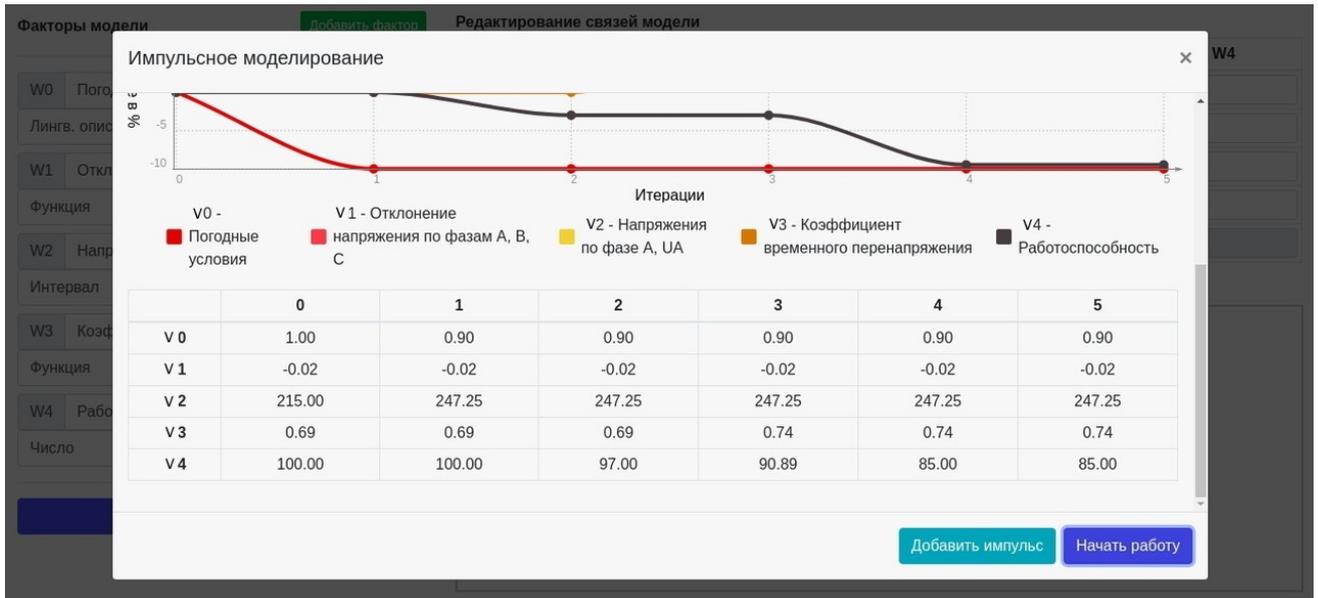


Рисунок 4.9 – Экранная форма результатов импульсного моделирования

Программное обеспечение доступно как локально, так и с помощью браузера через интернет.

4) *Прогнозирование значений параметров ЭО* («Интеллектуальный метод прогнозирования технического состояния электротехнического оборудования») (приложение А) [95].

При разработке ПО была выбрана среда *Visual Studio 2017 C#*, основанная на языке программирования *C#*, в качестве платформы – среда *.NET*, а также технология *Windows Forms*, являющаяся важной частью пакета *Microsoft .NET Framework*.

На рисунке 4.10 показана экранная форма ввода начальных значений диагностических параметров.

После введения начальных значений диагностических параметров их можно сохранить с помощью кнопки «Сохранить файл», а затем построить функциональную зависимость при нажатии кнопки «Построить графики» (рисунок 4.11).

Рисунок 4.10 – Экранная форма ввода начальных значений

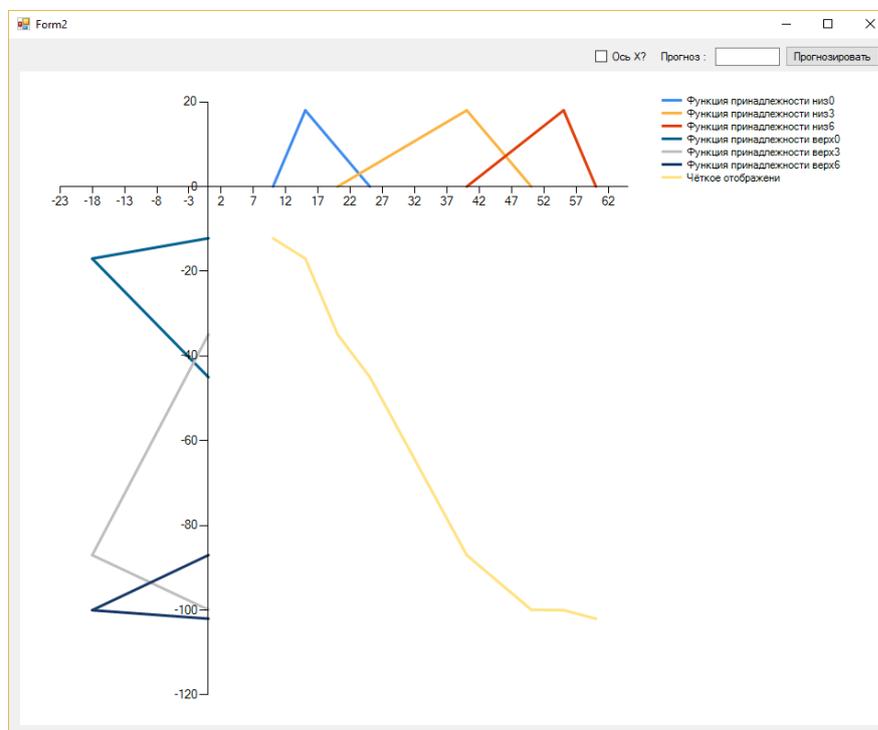


Рисунок 4.11 – Функциональная зависимость между диагностическими параметрами, факторами

Для расчета прогнозного значения диагностируемого параметра необходимо выбрать параметр и определить его значение, вписав его в текстовое поле «Прогноз», а затем нажать кнопку «Прогнозировать».

Таким образом, разработанное ПО, реализующее НКМ и методы поддержки принятия решений, позволяет обеспечить визуальную, информационную и интеллектуальную поддержку в условиях разнородной информации в системах диагностирования ЭО.

4.3. Оценка технического состояния асинхронного электродвигателя и насосного оборудования предприятия нефтедобывающей промышленности

Взрывозащищенные асинхронные электродвигатели (АД) трехфазного переменного тока с короткозамкнутым ротором серии ВАО5К-450,560 [45] (рисунок 4.12) предназначены для приводов различных механизмов, применяемых в местах эксплуатации, в которых по технологии производства возможно образование взрывоопасной концентрации газов, паров и пыли в таких отраслях промышленности, как нефтеперерабатывающая, химическая, угольная, нефтяная и другие. Данные АД широко применяются для комплектации различных насосов, вентиляторов, подъемных механизмов и т.д.



Рисунок 4.12 – Взрывозащищенные АД

Для диагностирования АД оперативным персоналом сначала были определены основные диагностические параметры, ПКЭ и факторы, влияющие на работу АД, фрагмент которых представлен в таблице 4.3.

Таблица 4.3 – Описание параметров, ПКЭ и факторов, влияющих на состояние АД

Обозначение	Название лингвистической переменной (параметра, фактора)	Нормируемые значения, ед.изм.	Метод /средство измерения	Термножество
x_1	Отклонение частоты	Предельно допустимые $\pm 0,4$ Гц /Нормально допустимые $\pm 0,2$ Гц	Измерительный прибор ПКЭ-А	Предельно допустимые /Нормально допустимые
x_2	Длительность провала напряжения	≤ 20 кВ при 30 с	Расчет $\Delta t_{\text{п}} = t_{\text{к}} - t_{\text{н}}$,	Отсутствует /Присутствует
...
x_{14}	Отклонение напряжения фаз А, В, С	$\pm 5\%$ предпочительный диапазон $\pm 10\%$ предельный диапазон	Прибор ПКЭ-А, измерительные трансформаторы, токоизмерительные клещи	Предельно допустимые /Нормально допустимые
x_{15}	Коэффициент искажения синусоидальности кривой напряжения	$K_u < 8$ нормально допустимые $K_u < 12$ предельно допустимые	Расчет $K_U = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^N U_{(n)}^2}}{U_{(1)}} \cdot 100\% \quad K_U < 8$ (0,380 кВ) $K_U < 12$ (0,380 кВ)	Предельно допустимые /Нормально допустимые
...
x_{18}	Климатические условия	Отсутствие или присутствие дождя, грозы, обледенения	Визуально	Отсутствует /присутствует
x_{19}	Исправность технического состояния ЭО	–	Комплект приборов согласно ТУ, инструкции по эксплуатации, методы к оценке ТС АЭ	Исправное/ Исправное, но с небольшими отклонениями
...
x_{28}	Сопروتивление статорной обмотки, r_2	–	Комплект приборов согласно ТУ, инструкции по эксплуатации	Норма

Отметим, что для построения ФП лингвистических переменных v_1, \dots, v_{28} применяется метод экспертных оценок [42].

Затем на основе основных диагностических параметров, ПКЭ и факторов были составлены оперативным персоналом смешанные продукционные правила, описывающие всевозможные ситуации, которые могут возникнуть при эксплуатации АД. В результате было получено 237 ИСПП, фрагмент которых представлен ниже:

*Rule*₈: ЕСЛИ $x_{11}=\langle\text{низкое}\rangle$ И $x_{20}=\langle\text{низкое}\rangle$ И $x_{22}=\langle\text{низкое}\rangle$ И $x_{27}=\langle\text{низкое}\rangle$ ТО $x_{19}=\langle\text{исправное, но с небольшими отклонениями}\rangle$ [1],

*Rule*₇: ЕСЛИ $x_{11}=\langle\text{низкое}\rangle$ И $x_{20}=\langle\text{низкое}\rangle$ И $x_{22}=\langle\text{низкое}\rangle$ ТО $x_{19}=\langle\text{исправное, но с небольшими отклонениями}\rangle$ [2],

*Rule*₁: ЕСЛИ $x_{11}=\langle\text{высокое}\rangle$ И $x_{20}=\langle\text{высокое}\rangle$ И $x_{23}=\langle\text{высокое}\rangle$ ТО $x_{19}=\langle\text{исправно, но с небольшими отклонениями}\rangle$ [3],

*Rule*₁₇: ЕСЛИ $x_{10}=\langle\text{норма}\rangle$ И $x_{14}=\langle\text{отсутствует}\rangle$ И $x_{16}=\langle\text{отсутствует}\rangle$ ТО $x_{19}=\langle\text{исправное}\rangle$ [4],

*Rule*₈₁: ЕСЛИ $x_9=\langle\text{высокое}\rangle$ И $x_{14}=\langle\text{высокое}\rangle$ И $x_{11}=\langle\text{высокое}\rangle$ ТО $x_{25}=\langle\text{увеличивается}\rangle$ [5],

*Rule*₁₉: ЕСЛИ $x_9=\langle\text{низкое}\rangle$ И $x_{10}=\langle\text{низкое}\rangle$ И $x_{11}=\langle\text{низкое}\rangle$ ТО $x_{23}=\langle\text{уменьшается}\rangle$ [6],

*Rule*₂: ЕСЛИ $x_{11}=\langle\text{высокое}\rangle$ И $x_{20}=\langle\text{высокое}\rangle$, ТО $x_{19}=\langle\text{исправное с небольшими отклонениями}\rangle$ [7],

*Rule*₁₂: ЕСЛИ $x_{20}=\langle\text{низкое}\rangle$ И $x_{22}=\langle\text{низкое}\rangle$ ТО $x_{19}=\langle\text{исправное с небольшими отклонениями}\rangle$ [8],

*Rule*₂₄₅: ЕСЛИ $x_{10}=\langle 189\rangle$ И $x_{13}=\langle -14\rangle$ ТО $x_{19}=\langle\text{исправное с небольшими отклонениями}\rangle$ [9],

...

*Rule*₂₃₇: ЕСЛИ $x_{11}=\langle\text{высокое}\rangle$ ТО $x_{19}=\langle\text{исправное с небольшими отклонениями}\rangle$ [228].

Здесь x_9 – напряжения фазы C; x_{10} – напряжения фазы A; x_{11} – напряжения фазы B; x_{13} – отклонение напряжения по фазам A, B, C; x_{14} – размах изменения напряжения; x_{16} – колебания напряжения; x_{19} – исправность технического

состояния АЭ; x_{20} – мощность из сети; x_{22} – ток статора; x_{23} – коэффициент полезного действия; x_{25} – момент на валу; x_{27} – скольжение.

Далее на основе системы ИСПП была построена НКМ (рисунок 4.13), состоящая из 28 вершин [18]:

1) *ПКЭ*: v_1 – отклонение частоты, Δf , Гц; v_2 – длительность провала напряжения, Δt_n , с; v_3 – коэффициент несимметрии напряжений по обратной последовательности, K_{2U} , %; v_4 – коэффициент несимметрии напряжений по нулевой последовательности, K_{0U} , %; v_5 – несимметрия напряжений; v_6 – доза фликера, P_{st} ; v_7 – коэффициент n -ой гармонической составляющей напряжения, $K_{U(n)}$, %; v_8 – коэффициент временного перенапряжения; v_9 – напряжения фазы C , U_C , В; v_{10} – напряжения фазы A , U_A , В; v_{11} – напряжения фазы B , U_B , В; v_{12} – грозовые импульсные напряжения, $U_{имп}$, В; v_{13} – отклонение напряжения по фазам A, B, C , δU_v , %; v_{14} – размах изменения напряжения, δU_t , %; v_{15} – коэффициент искажения синусоидальности кривой напряжения, K_U , %; v_{16} – колебания напряжения; x_{17} – несинусоидальность напряжения, $K_{НС}$;

2) *диагностические факторы*: v_{18} – климатические условия; v_{19} – исправность ТС АД;

3) *основные диагностические параметры*: v_{20} – мощность из сети, P_1 , кВт; v_{21} – коэффициент мощности, $\cos\phi$; v_{22} – ток статора, I_1 , А; v_{23} – коэффициент полезного действия, η ; x_{24} – номинальная мощность, P_2 , кВт; v_{25} – момент на валу, M_2 , Нм; v_{26} – частота вращения, n ; v_{27} – скольжение, s ; v_{28} – сопротивление статорной обмотки, r_2 , Ом.

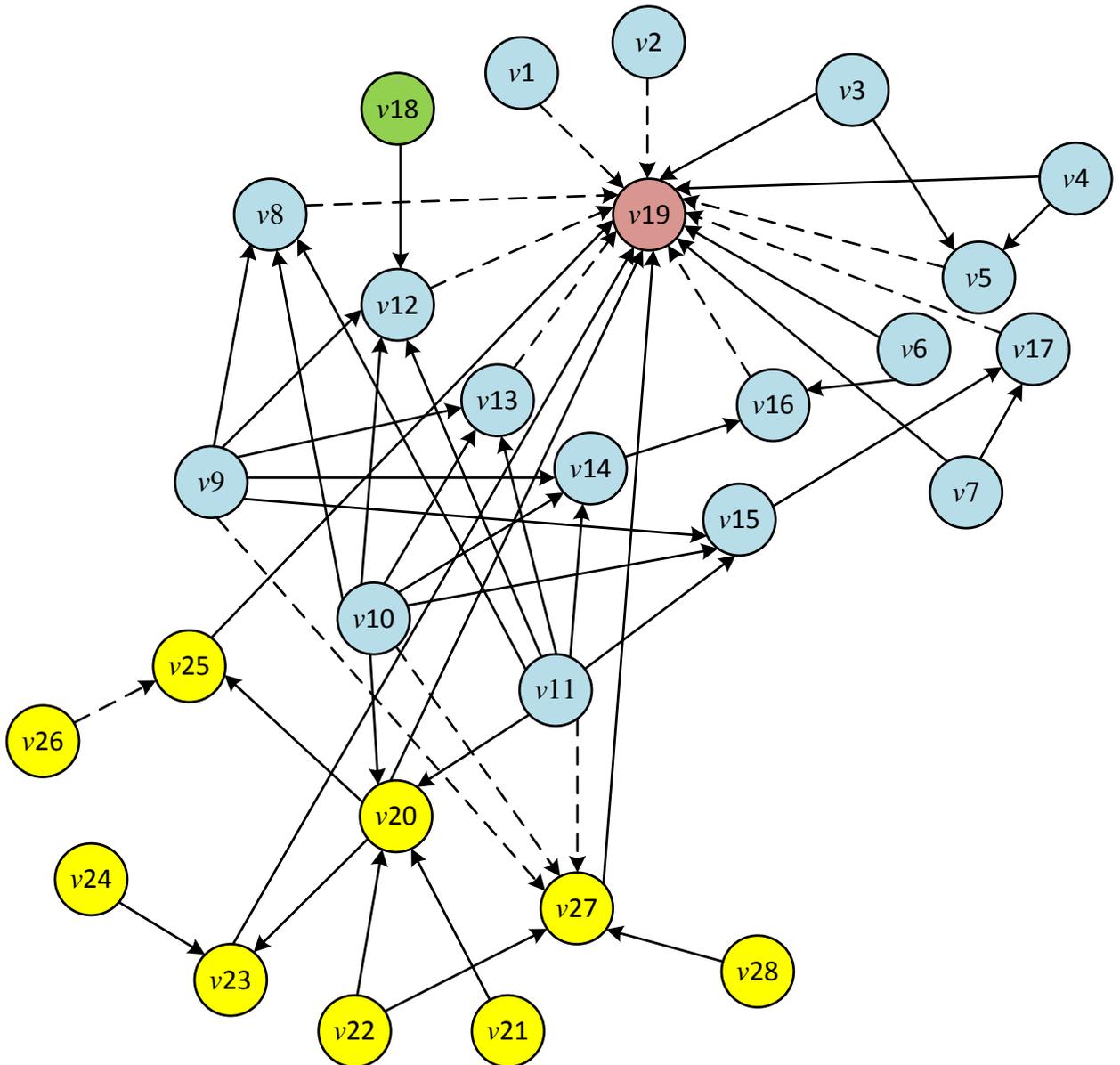


Рисунок 4.13 – Неоднородная когнитивная модель для оценки состояния АД

В таблице 4.4 представлен фрагмент матрицы отношений НКМ (см. рисунок 4.13).

Интерпретировать связи, которые представлены на рисунке 4.13, можно так: связь $v_{10} \rightarrow v_{13}$ с весом 0,1 означает, что если значение параметра вершины v_{10} возрастет (уменьшится) на 10 %, то значение параметра вершины v_{13} возрастет (уменьшится) (знак «+») на 1 % ($10 \% * 0,1 = 1 \%$). Связь $v_9 \rightarrow v_{19}$ с весом $-0,7$ означает, что если значение параметра вершины v_9 уменьшится на 10 %, то значение параметра вершины v_{19} возрастет (знак «-») на 7 % ($10 \% * 0,7 = 7 \%$).

Таблица 4.4 – Фрагмент матрицы отношений НКМ

	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5	v_6	v_7	...	v_{11}	v_{12}	...	v_{18}	v_{19}	...	v_{27}	v_{28}
v_1	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	-0,3	...	0	0
v_2	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	-0,7	...	0	0
v_3	0	0	0	0	0,3	0	0	...	0	0	...	0	0,2	...	0	0
...
v_{11}	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	0	...	0,7	0
v_{12}	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	-0,5	...	0	0
v_{13}	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	-0,6	...	0	0
...							
v_{18}	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0,7	...	0	0	...	0	0
v_{19}	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	0	...	0	0
v_{20}	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	0	...	0	0
...							
v_{26}	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	0	...	0	0
v_{27}	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	0,7	...	0	0
v_{28}	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	...	0	0	...	0	0

Отметим, что для определения связей между параметрами и факторами, влияющими на состояние АД, был проведен сбор и анализ знаний оперативного персонала в области диагностирования АД.

Для установления причинно-следственных связей между параметрами и факторами (вершинами) была определена шкала для оценки их характера (положительный или отрицательный) и силы связей (таблица 4.5).

Таблица 4.5 – Оценка характера и силы связей между вершинами, представленными в виде вербальных описаний

Вербальное описание	Численное значение
Отсутствует	0
Очень слабо усиливает	[0,1, 0,3]
Очень слабо ослабляет	[- 0,1, - 0,3]
Слабо усиливает	[0,31, 0,5]
Слабо ослабляет	[- 0,31, - 0,5]
Умеренно усиливает	[0,51, 0,7]
Умеренно ослабляет	[- 0,51, - 0,7]
Сильно усиливает	[0,71, 0,9]
Сильно ослабляет	[- 0,71, - 0,9]
Очень сильно усиливает	[0,91, 1]
Очень сильно ослабляет	[- 0,91, -1]

Далее исследовалась НКМ с применением системных показателей.

1) Оценка влияния параметров и факторов на состояние АД.

На рисунке 4.14 представлен результат оценки влияния диагностических параметров и факторов на состояние АД с применением системных показателей модели.

Консонанс влияния вершин на систему	Консонанс влияния системы на вершину	Диссонанс влияния вершины на систему	Диссонанс влияния системы на вершину	Воздействие вершины на систему	Воздействие системы на вершину
1	1	0	0	-0,010714286	0
1	1	0	0	-0,025	0
0,987603306	1	0,012396694	0	0,02	0
0,987603306	1	0,012396694	0	0,02	0
0,970238095	1	0,029761905	0	0,002142857	0,021428571
0,968671679	1	0,031328321	0	0,012857143	0
1	1	0	0	0,003571429	0
1	1	0	0	0,062857143	0,085714286
0,98	1	0,02	0	0,119285714	0
0,98	1	0,02	0	0,119285714	0
1	1	0	0	0,07	0
1	1	0	0	-0,021428571	0,039285714
1	1	0	0	-0,021428571	0,128571429
1	1	0	0	0,003214286	0,071428571
1	1	0	0	0,003571429	0,071428571
1	1	0	0	-0,025	0,050714286
1	1	0	0	-0,028571429	0,110714286
1	1	0	0	0,01	0
1	0,793530305	0	0,206469695	0	-0,2725
0,976190476	1	0,023809524	0	0,021428571	0,085714286
0,976190476	1	0,023809524	0	0,04	0
0,967032967	1	0,032967033	0	0,046428571	0
1	1	0	0	0,017857143	0,097857143
1	1	0	0	0,0375	0
1	1	0	0	0,017857143	0,067142857
1	1	0	0	-0,026785714	0
1	1	0	0	0,021428571	-0,05
1	1	0	0	0,017142857	0

Рисунок 4.14 – Результаты оценки влияния параметров и факторов на ТС
АД

Из рисунка 4.14 видно, что значение консонанса влияния вершин на НКМ фактически равно (1), что говорит о согласованности вершин в НКМ. Если диссонанс влияния вершин на НКМ предельно низкий (от 0 до 0,03), это говорит о большом опыте оперативного персонала (например, верно указаны связи между вершинами).

Вершины v_9 (0,12), v_{10} (0,12), v_{11} (0,07), v_{22} (0,05) оказывают наибольшее положительное влияние на НКМ, при этом они не испытывают никого обратного сильного влияния, что говорит о следующем: влияя на вышеперечисленные

вершины, можно «повернуть» всю систему в положительную сторону, т.е. повлиять на состояние АД.

Вершины v_{17} (0,11), v_{23} (0,10), v_{20} (0,09), v_8 (0,09) подвержены наибольшему влиянию со стороны НКМ. Влияние НКМ на эти вершины способно погасить любое отрицательное воздействие извне.

Вершины v_{16} (-0,03), v_{26} (-0,03) оказывают наибольшее отрицательное влияние на НКМ. С другой стороны, НКМ отрицательно влияет на вершину v_{27} (-0,05).

2) Обучение НКМ (распознавание состояния АД) с использованием ИНС.

Для решения данной задачи рассматривалась НКМ, представленная на рисунке 4.15.

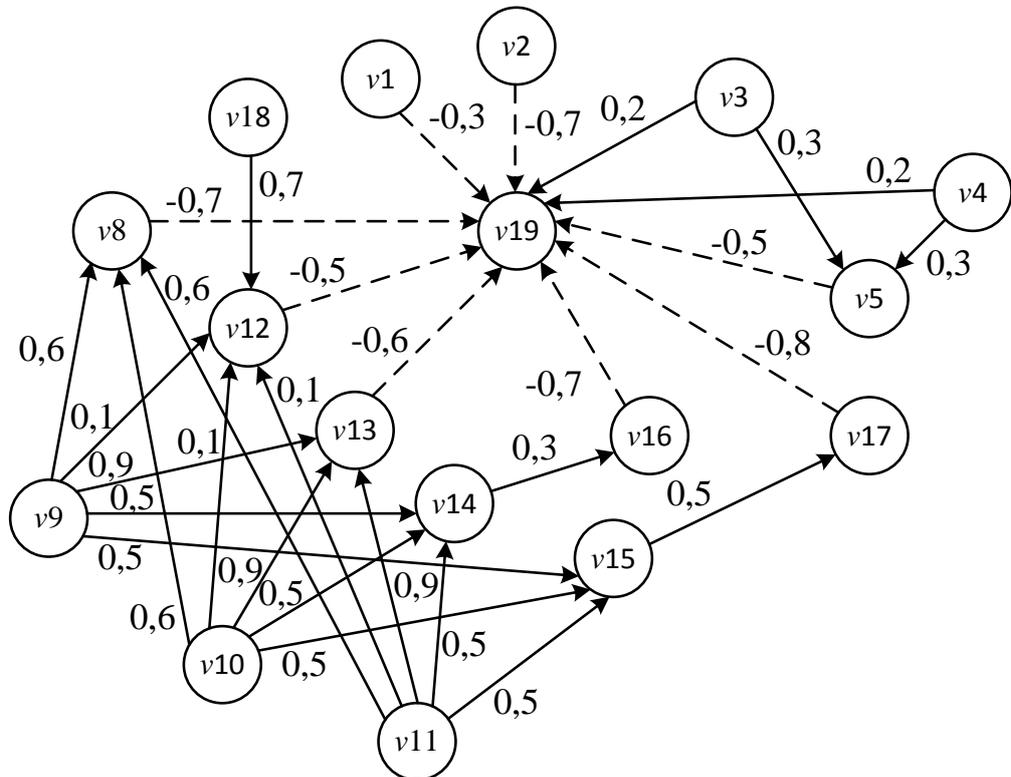


Рисунок 4.15 – НКМ для задачи классификации

В базе данных насчитывалось 2750 наблюдений за всеми 19 параметрами (v_1-v_{19}). Для обучения были использованы 2100 наблюдений (650 наблюдений для тестовой выборки, не использовавшихся для обучения ИНС), по каждому из которых на основании эмпирических заключений оперативного персонала была

определена их принадлежность к одному из заранее заданных двух классов. Первый класс – АД работает исправно, но с небольшими отклонениями параметров ($y_1 = 0$), второй класс – ($y_2 = 1$) АД работает исправно [54]. Значение вершины $x_{v_8} = 0$, если отсутствуют перепады температур, грозы, $x_{v_8} = 1$ – присутствуют перепады температур, грозы.

Применяя этап 3 и 4 метода, описанного в параграфе 3.3, получаем многослойную ИНС прямого распространения (рисунок 4.16).

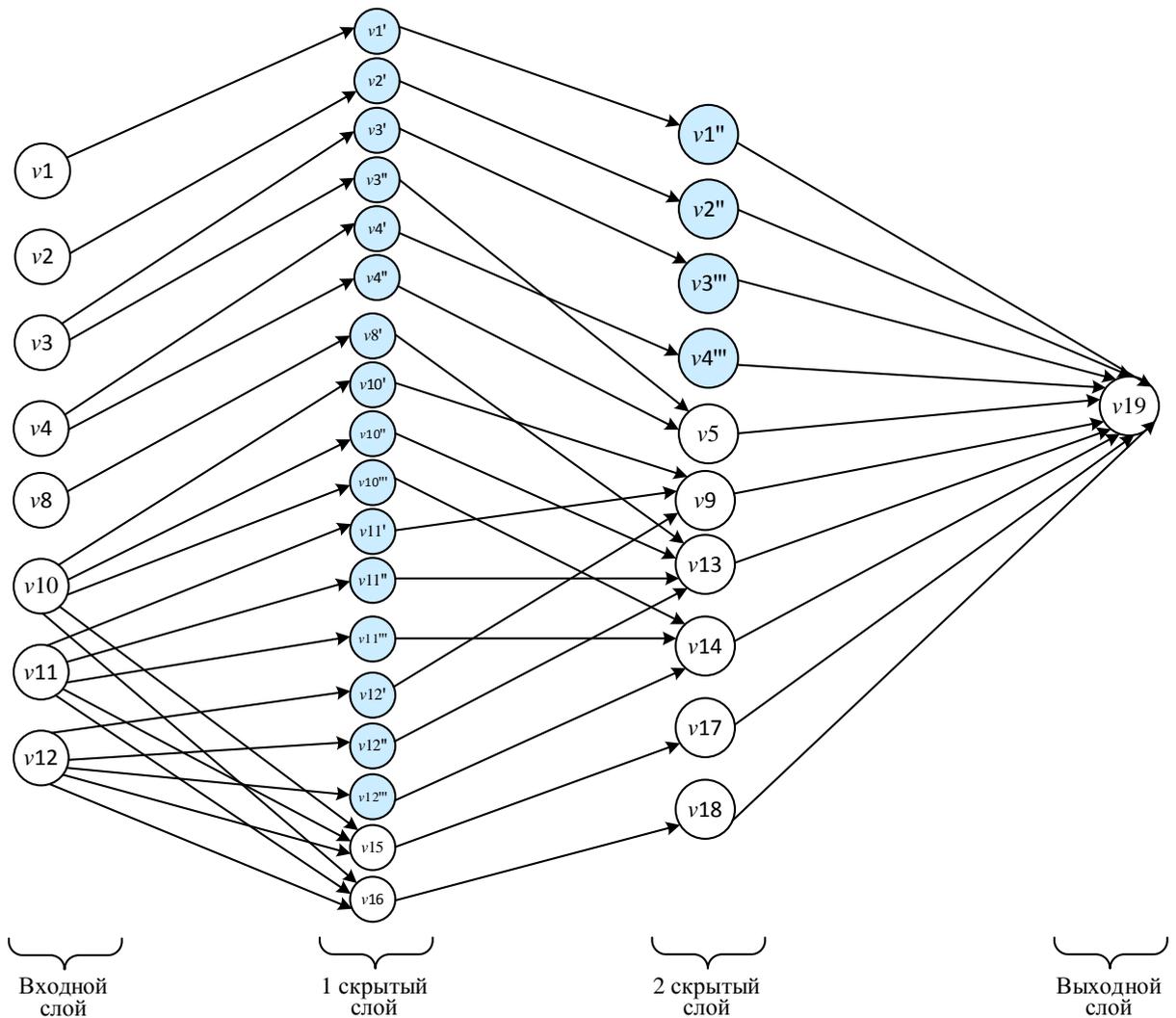


Рисунок 4.16 – Структура ИНС распознавания состояния АД

Разработанная ИНС содержит 8 входных нейронов, по числу учитываемых диагностических параметров и факторов; два скрытых слоя с 18 и 10 нейронами; 1 выходной нейрон и имеет логарифмическую сигмоидальную функцию активации в нейронах первого и второго скрытого слоя.

Для нормирования значений параметров АД использовалось соотношение (3.12). На рисунке 4.16 голубым цветом выделены – фиктивные вершины.

Результаты проведенных исследований показали, что тестовая выборка из 650 наблюдений имела 623 верных классифицированных наблюдений и 27 ошибочно классифицированных.

Для оценки работы ИНС была подсчитана точность классификации (3.15), которая составила: $P = 0,96$.

В таблице 4.6 представлены результаты распознавания состояния АД с использованием разработанного метода на основе ИНС, методики, принятой на предприятии и фактического состояния АД.

Таблица 4.6 – Результаты распознавания состояния АД

Тестовая выборка	Верно классифицированные наблюдения с использованием разработанного метода	Ошибочно классифицированные наблюдения с использованием разработанного метода	Верно классифицированные наблюдения с использованием методик, принятых на предприятии	Ошибочно классифицированные наблюдения с использованием методик, принятых на предприятии	Фактическое состояние АД
650	623	27	609	67	Исправное состояние

Предприятием предоставлены данные измерений параметров, ПКЭ и факторов за период 20.09.2018: 08:40 –10:40 и 12.10.2018: 10:30 - 15:00. Таким образом, тестирование полученной ИНС показало, что она с точностью до 96 % правильно определяет состояние АД.

3) Прогнозирование состояния АД с применением импульсного моделирования.

В качестве результатов выступают сценарии, характеризующие состояние АД, фрагмент которого представлен ниже [135].

Сценарий 1. Импульс поступает в две вершины. Зададимся вопросом: «Что будет с системой, если уменьшить климатические условия (–10 %), увеличить напряжение фазы *A* на (15%).»

В качестве примера на рисунке 4.17 представлены результаты сценария 1.

Рекомендации: если уменьшить климатические условия на (-10 %) и увеличить напряжение фазы *A* на (15%), то наблюдается увеличение отклонения напряжения фаз *A, B, C* на (9%) и коэффициента временного перенапряжения через какое-то время на (7%), что приводит к небольшим отклонениям в состоянии АД.

Исходные значения параметров указаны в таблице 4.7. и 4.8.

Таблица 4.7 – Исходные значения параметров

Параметр	v8	v10	v13	v18	v19
Значения	Функция $K_{перU} = \frac{U_{(ABC)max}}{\sqrt{2}U_{норм}}$	215	$\delta U_0 = \frac{U_{(ABC)} - U_{норм}}{U_{норм}}$ $U_{норм} = 220 \text{ В}$	«Присутствуют» 1	«Исправное» 100 %

Таблица 4.8 – План вычислительного эксперимента

Номер сценария	Возмущения	v8	v10	v13	v18	v19
1	$q_{18} = -10\%$, $q_{10} = 15\%$	0	15	0	-10	0

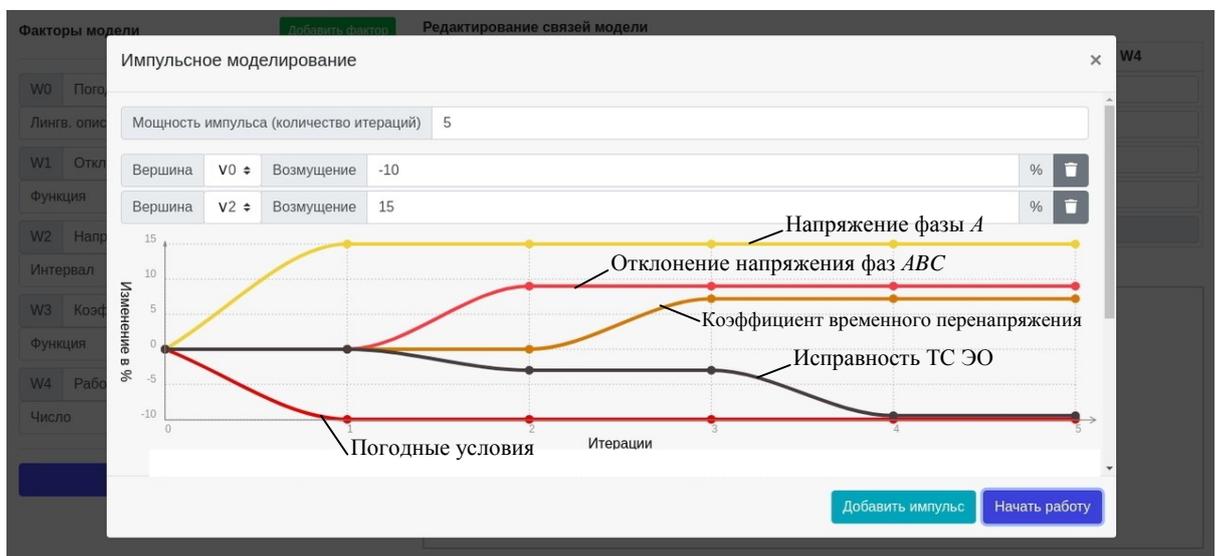


Рисунок 4.17 – Результаты сценария 1

Сценарий 2. Импульс поступает в две вершины. Зададимся вопросом: «Что будет с системой, если увеличить напряжение фазы *B* на (-10 %) и уменьшить несинусоидальность напряжения на (10%)?».

Рекомендации: если увеличить напряжение фазы *B* на (10 %), уменьшить несинусоидальность напряжения на (-10%), то наблюдается небольшое

увеличение отклонения напряжения по фазам A , B , C на (10%), что приводит к небольшим отклонениям в состоянии АД.

Сценарий 3. Импульс поступает в две вершины. Зададимся вопросом: «Что будет с системой, если уменьшить климатические условия (–10 %) и напряжения фазы C на (–10%)?».

Рекомендации: если уменьшить климатические условия (–10 %) и напряжения фазы C на (–10%), то наблюдается резкое увеличение исправности АД на (7%) и небольшое уменьшение грозových импульсных напряжений (2%).

Сценарий 4. Импульс поступает в три вершины. Зададимся вопросом: «Что будет с системой, если увеличить климатические условия (10 %) и уменьшить несинусоидальность напряжения на (–10%) и напряжение фазы C на (–10%)?».

Рекомендации: если увеличить климатические условия (10 %), уменьшить несинусоидальность напряжения на (–10%) и напряжение фазы C на (–10%), то наблюдается небольшое увеличение исправности АД на (2%). Однако при уменьшении климатических условий, исправность АД резко увеличивается на (4%).

Полученные сценарии развития ситуаций, характеризующие состояние АД, позволяют спрогнозировать возможности возникновения проблем, связанных с появлением каких-либо возмущений (увеличение напряжения, длительности провала напряжения, номинальной мощности и др.) для выработки диагностических решений относительно исправности состояния АД.

4) Прогнозирование значений параметров АД с использованием нечеткой логики.

Дано: значения напряжения фазы U_A , номинальная мощность P_2 , полученные в различные времена года и в *различное время* суток, а также известны нормативные значения отклонения напряжения $198 \text{ В} \leq U_A \leq 242 \text{ В}$, за которые не может выходить данный параметр. В очередной раз испытывается АД, причем зафиксировано текущее значение напряжения $U_A = 228,4 \text{ В}$.

Необходимо: построить функциональную зависимость, характеризующую взаимосвязь двух параметров (напряжение фазы A и номинальная мощность), и

определить прогнозное значение номинальной мощности.

Решение: по статистической информации на основе описанного метода [42] сначала были построены ФП нечеткого множества – «частота появления отклонения напряжения фазы A и номинальной мощности от нормы», а затем функциональная зависимость (рисунок 4.18) с применением метода, описанного в параграфе 3.4.

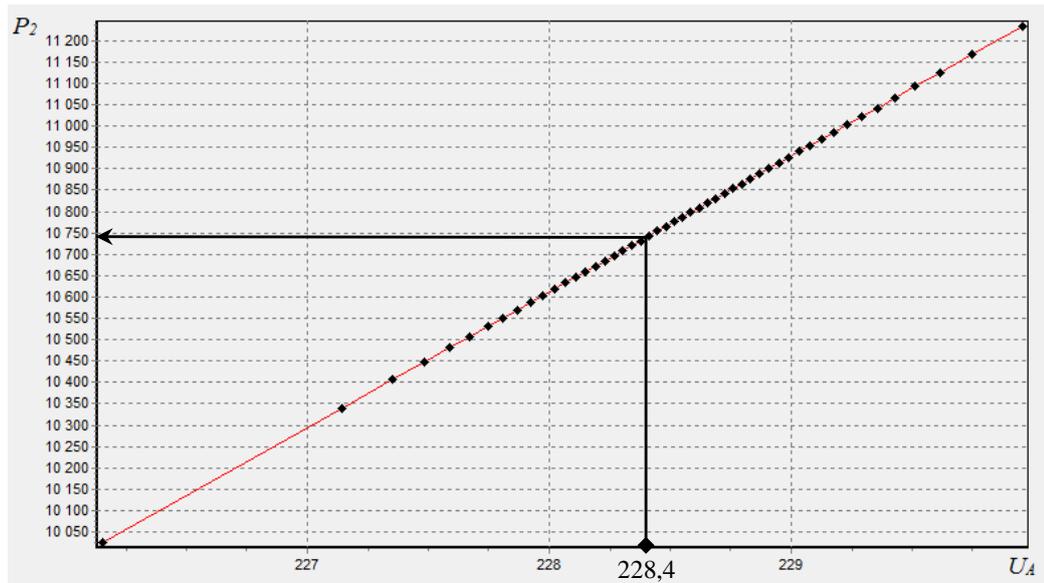


Рисунок 4.18 – Функциональная зависимость между U_A и P_2

Оперативный персонал при оценивании частоты появления того или иного значения параметра использовал лингвистические термы «редко», «средне», «часто», которые были представлены в виде треугольных нечетких чисел.

Использование построенной функциональной зависимости позволяет определить прогнозное значение номинальной мощности, которое составило 10764,79 Вт, прогнозное значение, полученное по методу, принятому на предприятии – 11590,32 Вт, фактическое значение – 10929,6 Вт.

В таблице 4.8 приведена сравнительная оценка расчетных значений, которые получены с использованием интеллектуального метода, метода, который принят на предприятии, а также фактических значений факторов, характеризующих состояние АД.

Таблица 4.9 – Сравнительная оценка расчетных и фактических значений номинальной мощности АД

№ эксперимента	Текущее значение напряжения в различное время	Фактическое значение	Расчетные значения, полученные с использованием метода, принятого на предприятии	Расчетные значения, полученные с использованием интеллектуального метода
1	397	10733	11123	11022
2	394	10821	11241	11176
3	395	10920	11356	11232
4	391	10757	11157	11084

Из таблицы 4.9 видно, что разработанный интеллектуальный метод прогнозирования значений параметров оказался работоспособен, поскольку выдал прогнозы, совпадающие с реальными фактическими значениями, т.е. погрешность прогноза составила 1,1-3,5 %.

Таким образом, результаты экспериментальных исследований показали, что состояние АД предприятия нефтедобывающей промышленности исправно.

Далее рассчитывается оценка состояния насосного оборудования предприятия нефтедобывающей промышленности.

1) Оценка влияния параметров и факторов на состояние насосного оборудования.

Для оценки влияния диагностических параметров и факторов на состояние насосного оборудования с применением системных показателей модели была построена НКМ, представленная на рисунке 4.19.

Здесь новыми вершинами являются v_{29} – мощность насосного оборудования; v_{30} – КПД насосного оборудования; v_{31} – момент насосного оборудования; v_{32} – номинальная подача.

1) Оценка влияния диагностических параметров, а также факторов на состояние насосного оборудования с применением системных показателей модели показала:

- значение консонанса влияния вершин на НКМ фактически равно (1);

- вершины v_9 (0,12), v_{10} (0,12), v_{11} (0,07), v_{29} (0,06) оказывают наибольшее положительное влияние на НКМ, при этом они практически не испытывают никакого обратного сильного влияния (-0,02);
- вершины v_{17} (0,11), v_{23} (0,10), v_{30} (0,12) подвержены наибольшему влиянию со стороны НКМ.

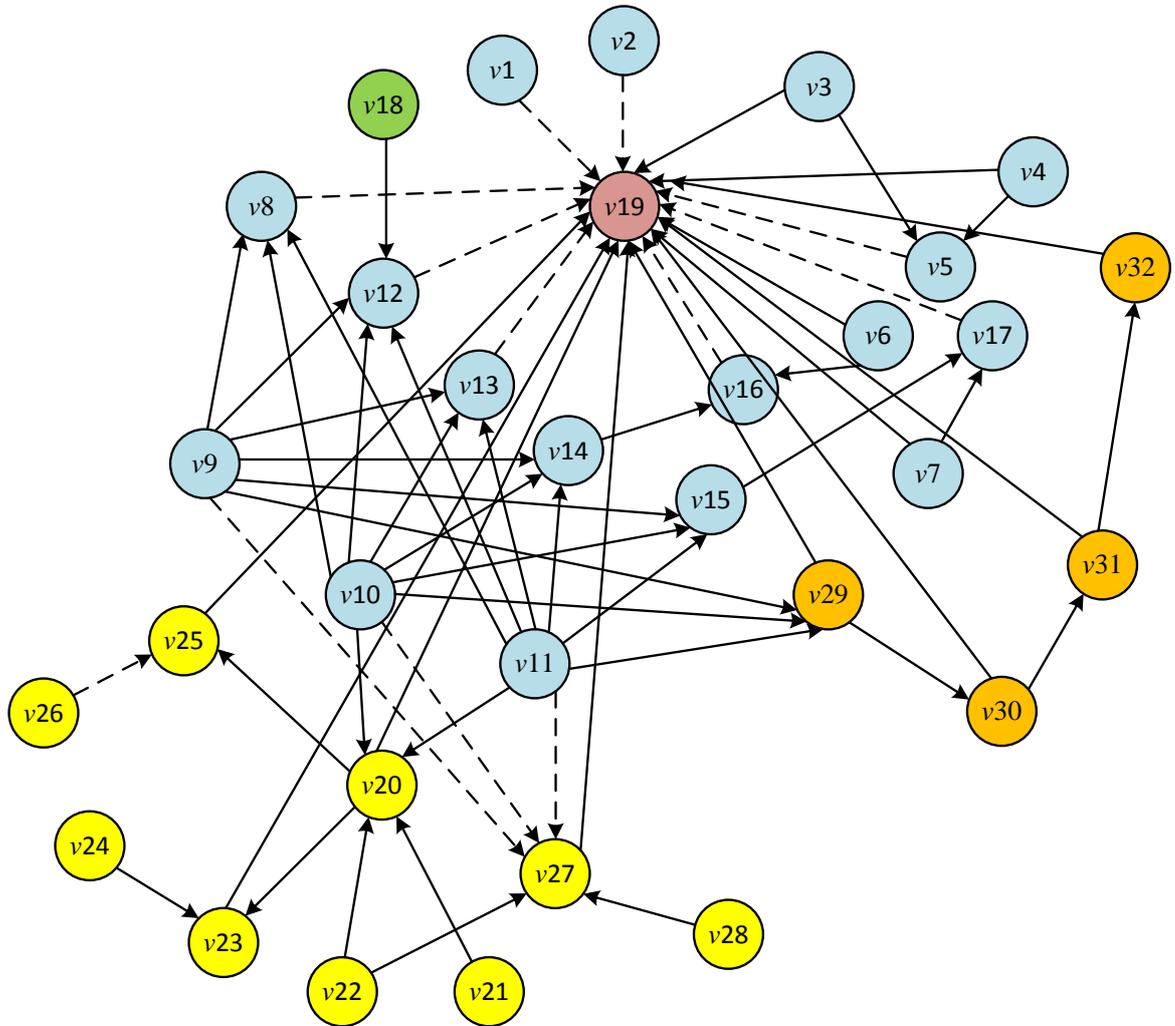


Рисунок 4.19 – Неоднородная когнитивная модель для оценки состояния насосного оборудования

2) Распознавание состояния насосного оборудования с использованием ИНС.

В базе данных насчитывалось 2403 наблюдений. Для обучения были использованы 2000 наблюдений (750 наблюдений для тестовой выборки, не использовавшиеся для обучения ИНС), по каждому из которых на основании

эмпирических заключений оперативного персонала была определена их принадлежность к одному из заранее заданных двух классов.

В таблице 4.10 представлены результаты распознавания состояния насосного оборудования с использованием разработанного метода на основе ИНС, методики, принятой на предприятии и фактического состояния насосного оборудования.

Таблица 4.10 – Результаты распознавания состояния насосного оборудования

Тестовая выборка	Верно классифицированные наблюдения с использованием разработанного метода	Ошибочно классифицированные наблюдения с использованием разработанного метода	Верно классифицированные наблюдения с использованием методик, принятых на предприятии	Ошибочно классифицированные наблюдения с использованием методик, принятых на предприятии	Фактическое состояние насосного оборудования
750	716	34	677	73	Исправное состояние

Таким образом, тестирование полученной ИНС показало, что она с точностью до 95,2 % правильно определяет состояние насосного оборудования.

3) Прогнозирование значений параметров насосного оборудования с использованием нечеткой логики.

В таблице 4.11 приведена сравнительная оценка расчетных значений, полученных с использованием интеллектуального метода, метода, принятого на предприятии и фактических значений факторов, характеризующих состояние насосного оборудования.

Из таблицы 4.11 видно, что разработанный интеллектуальный метод прогнозирования значений параметров оказался работоспособен, поскольку выдал прогнозы, совпадающие с реальными фактическими значениями, т.е. погрешность прогноза составила 1,1-3,5%.

Результаты экспериментальных исследований показали, что состояние насосного оборудования предприятия нефтедобывающей промышленности исправно.

Таблица 4.11 – Сравнительная оценка расчетных и фактических значений номинальной подачи насосного оборудования

№ эксперимента	Текущее значение напряжения в различное время	Фактическое значение	Расчетные значения, полученные с использованием метода, принятого на предприятии	Расчетные значения, полученные с использованием интеллектуального метода
1	220	250	265	259
2	198	224	234	232
3	187	211	227	219
4	234	264	276	273

В таблице 4.12 приведены результаты сопоставления значений, полученных с применением/без применения, разработанного ПО, для оценки состояния ЭО.

Таблица 4.12 – Результаты сопоставления значений, полученных с применением/без применения, разработанного ПО.

№	Наименование фактора	Без применения ПО	С применением ПО
1	Время, затраченное на принятие решений относительно состояния ЭО (день)	14	9
2	Количество исполнителей, участвующих при принятии решений относительно состояния ЭО (чел.)	6	3

Разработанное ПО для оценки состояния ЭО на одном из предприятий нефтедобывающей промышленности, позволило сократить время, затраченное на принятие решений относительно состояния ЭО, в 1,6 раза, и уменьшить количество исполнителей, участвующих при принятии решений относительно состояния ЭО, в 2 раза.

Результаты экспериментальных исследований показали, что метод поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО с использованием ИНС, обеспечил правильное распознавание состояния асинхронного электродвигателя и насосного с точностью не менее 95 %. Методы поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО, применяемые при прогнозировании состояния асинхронного электродвигателя и насосного оборудования, показали в 1,2–2,3 раза более точный результат по сравнению с другими методами аналогичного назначения, используемыми на предприятии.

Выводы по главе 4

1) Предложена и рассмотрена структура ИСППР диагностирования ЭО в условиях диагностической и экспертной информации. Предлагаемая система позволяет решить задачи не только контроля, но и прогнозирования состояния ЭО с использованием средств нечеткой логики и ИНС, тем самым позволяя принять правильные диагностические решения относительно состояния ЭО. При этом предлагаемая ИСППР является универсальной, поскольку существует возможность применения ее во всех отраслях промышленности (химической, металлургической, атомной энергетики и др.).

2) Представлено описание и обоснование среды программирования, выбора языка для создания ПО, применяющего при оценивании состояния ЭО. Приведено краткое описание разработанного ПО (экранные формы), которое реализует отдельные разработанные модели и методы ППР для оценки состояния ЭО. Разработанное ПО предоставляет возможность ЛПР отображать на экране результаты многочисленных исследований.

3) Разработано ПО для систем диагностирования ЭО, которое позволяет сократить время, затрачиваемое на принятие решений относительно состояния ЭО, в 1,6 раза, и уменьшить количество исполнителей, участвующих в этом процессе, в 2 раза. Результаты экспериментальных исследований показали, что метод ППР для оценки состояния ЭО с использованием ИНС, обеспечил обнаружение отклонений в работе асинхронного электродвигателя и насосного оборудования и распознавание состояния оборудования с точностью не менее 95 %. Методы поддержки принятия решений для оценки состояния ЭО, применяемые при прогнозировании состояния асинхронного электродвигателя и насосного оборудования, показали в 1,2–2,3 раза более точный результат по сравнению с другими методами аналогичного назначения.

Заключение

В заключении приведены основные результаты, полученные в диссертационной работе.

1. Установлено, что для совершенствования информационной поддержки принятия решений при диагностировании промышленного электротехнического оборудования в условиях разнотипной информации необходимо использовать современные информационные технологии. В результате проведенного анализа существующих методов поддержки принятия решений выявлены недостатки их применения и обоснована целесообразность использования средств нечеткой логики.

2. Разработаны иерархические гибридные модели процесса принятия решений относительно состояния промышленного электротехнического оборудования, которые основаны на объединении основных параметров, показателей электрической энергии, представленных различными типами данных, и методов их обработки на разных иерархических уровнях с использованием методологии функционального моделирования. Разработанные модели позволяют выявлять причинно-следственные связи между группами параметров, повышая тем самым информативность ситуаций принятия решений, полноту знаний и достоверность выводов о техническом состоянии оборудования.

3. Разработана система иерархических смешанных продукционных правил с использованием средств нечеткой логики, основанная на комбинировании четких и нечетких значений параметров в предусловиях правил и учете значимости иерархических правил. Система правил позволяет *принять научно-обоснованные решения* относительно состояния оборудования в условиях неполной и нечеткой информации, повысить компактность представления баз знаний и вычислительную эффективность системы.

4. Разработаны методы поддержки принятия решений относительно исправности промышленного электротехнического оборудования, основанные на объединении разработанных неоднородных когнитивных моделях и системе иерархических смешанных продукционных правил с применением средств

нечеткой логики. Это позволяет формализовать знания персонала, которые могут быть неполными или носить субъективный характер, и повысить оперативность принятия решений относительно технического состояния оборудования в условиях неполной и нечеткой информации.

5. Разработано программное обеспечение для систем диагностирования промышленного электротехнического оборудования на промышленных предприятиях, которое позволяет сократить время, затрачиваемое на принятие решений относительно технического состояния оборудования, в 1,6 раза, и уменьшить количество исполнителей, участвующих при принятии решений, в 2 раза. Результаты экспериментальных исследований показали, что метод обучения неоднородной когнитивной модели с использованием искусственной нейронной сети обеспечил точное распознавание технического состояния асинхронного электродвигателя серии ВАО5К-450, 560 и насосного оборудования (точность классификации нейронной сети составила не менее 95 %). Методы поддержки принятия решений, применяемые при прогнозировании значений параметров асинхронного электродвигателя и насосного оборудования, показали в 1,2–2,3 раза более точный результат по сравнению с другими методами аналогичного назначения, используемыми на предприятии нефтедобывающей промышленности.

Список литературы

- 1) Аврора-2000 – обслуживание по состоянию [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://vibrocenter.ru/aurora.htm> (дата доступа 2019).
- 2) Алексеев, Б.А. Определение состояния (диагностика) крупных турбогенераторов. – М.: Научно-учебный центр ЭНАС, 1997. – 144 с.
- 3) Алексеев, В.А. Математическое моделирование технического состояния силового трансформатора [Электронный ресурс] / В.А. Алексеев, А.В. Лукьянов. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/matematicheskoe-modelirovanie-tehnicheskogo-sostoyaniya-silovogo-transformatora-1>.
- 4) Алтунин, А.Е. *Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях: монография* / А.Е. Алтунин, М.В. Семухин. – М.: Изд-во Тюмен. Гос. ун-та, 2000. – 352 с.
- 5) Архитектура экспертной системы диагностики неисправностей для защиты энергетических установок [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://masters.donntu.org/2007/eltf/pastuhova/library/st12.htm>.
- 6) Бахарев, А.В. Отказ электрооборудования [Электронный ресурс] / А.В. Бахарев, А.Д. Умурзакова. – Режим доступа: <https://panor.ru/articles/otkaz-elektrooborudovaniya/6996.html>.
- 7) Белов, А.А. Основы теории нечеткости / А.А. Белов, Т.В. Гвоздева. – ГОУ ВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина», 2001. – 119 с.
- 8) Биргер, И.А. Техническая диагностика / И.А. Биргер. – М.: Машиностроение, 1978. – 240 с.
- 9) Бобров, В.В. Оценка эффективности основных методов диагностики асинхронных электродвигателей / В.В. Бобров // Ползуновский вестник. – 2012. – № 3. – С. 198–203.
- 10) Борисов, А.Н. Принятие решений на основе нечетких моделей: Примеры использования / А.Н. Борисов, О.А. Крумберг, И.П. Федоров. – Рига: Зинатне, 1990. – 184 с.

11) Борисов, В.В. Компьютерная поддержка сложных организационно-технических систем / В.В. Борисов, И.А. Бычков, А.В. Дементьев, А.П. Соловьев, А.С. Федулов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 154 с.

12) Борисов, В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федулов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 284 с.

13) Бояршинова, В.В., Использование нейро-нечетких моделей для комплексной оценки состояния электротехнического оборудования [Электронный ресурс] / В.В. Бояршинова, Д.К. Елтышев. – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_25942355_62885110.pdf.

14) Вендров, А.М. CASE-технологии. Современные методы и средства проектирования информационных систем / А.М. Вендров. – М.: Финансы и статистика, 1998. – 176 с.

15) Верещагин, В.Е. Структура системы автоматизированного проектирования вентильных электрических машин с экспертной подсистемой / В.Е. Верещагин, С.С. Верещагина // Известия высших учебных заведений. Электромеханика. – 2014. – № 5. – С. 17–21.

16) Верещагина, С.С. Разработка алгоритма предварительной обработки измерительной и экспертной информации / С.С. Верещагина // XII Международная научно-техническая конференция «Методы, средства и технологии получения и обработки измерительной информации», «Шлядинские чтения – 2020», г. Пенза, 2020. – С. 346–349.

17) Верещагина, С.С. Теоретические основы разработки моделей диагностирования электротехнического оборудования / С.С. Верещагина // Международный научно-технический конгресс «Интеллектуальные системы и информационные технологии – «IS&IT'20»»: тр. конгресса. – Таганрог: Изд-во Ступина С.А., 2020. – Т. 2. – С. 45–50.

18) Верещагина, С.С. Разработка иерархических функциональных моделей процесса диагностирования асинхронных электродвигателей с использованием методологии IDEF0 / С.С. Верещагина // Вестник СамГТУ. – 2020. – Т. 28. – № 3. – С. 6–23.

19) Воронцов, К.В. Комбинаторный подход к оценке качества обучаемых алгоритмов / К.В. Воронцов // Математические вопросы кибернетики. – М.: Физматлит, 2004. – Т. 13. – С. 5–36.

20) Выбор диагностических параметров [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://poisk-ru.ru/s44334t2.html>.

21) Выбор параметров и разработка методов диагностирования электрооборудования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.ess-ltd.ru/diagnostics-electrical/vybor-parametrov-i-razrabotka-metodov/>.

22) Гаврилова, Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем / Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский. – СПб.: Питер, 2000. – 384 с.

23) Ганина, Я.О. Нечеткая продукционная модель для оценки профессиональных качеств морских специалистов / Я.О. Ганина, В.В. Лаптев // Вестник Астраханского государственного технического университета. – 2016. – № 3. – С. 101–108.

24) Гаргаев, А.Н. Диагностирование двигателей постоянного тока с помощью аппарата нечеткой логики [Электронный ресурс] / А.Н. Гаргаев, В.Г. Каширских, С.Р. Абдразакова. – Режим доступа: http://science.kuzstu.ru/wp-content/Events/Conference/energ/2015/energ/pages/Articles/3/Gargaev_1.pdf.

25) Голубев, К. Система автоматизированной интеллектуальной диагностики оборудования [Электронный ресурс] / К. Голубев. – Режим доступа: <https://gisprofi.com/download.php/gd/elements/16-sistema-avtomatizirovannoj-intellektualnoj-diagnostiki.pdf?download=>.

26) Горелова, Г.В. Исследование слабоструктурированных проблем социально-экономических систем: когнитивный подход / Г.В. Горелова, Е.Н. Захарова, С.А. Радченко. – Ростов н/Д: РГУ, 2006. – 332 с.

27) ГОСТ 13109-97. Электрическая энергия. Совместимость технических средств электромагнитная. Нормы качества электрической энергии в системах электроснабжения общего назначения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://docs.cntd.ru/document/gost-13109-97>.

28) ГОСТ 22782.0-81 Электрооборудование взрывозащищенное. Общие технические требования и методы испытаний (с Изменениями N 1, 2, 3) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://npopris.ru/wp-content/uploads/2015/04/%D0%93%D0%9E%D0%A1%D0%A2-22782.0-81.pdf>.

29) ГОСТ 22782.6-81 Электрооборудование взрывозащищенное с видом взрывозащиты «Взрывонепроницаемая оболочка». Технические требования и методы испытаний [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://internet-law.ru/gosts/gost/13834/>.

30) ГОСТ 24719-81 Электрооборудование рудничное. Изоляция, пути утечки и электрические зазоры. Технические требования и методы испытаний [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://internet-law.ru/gosts/gost/45673/>.

31) ГОСТ 32144-2013 Электрическая энергия. Совместимость технических средств электромагнитная. Нормы качества электрической энергии в системах электроснабжения общего назначения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://docs.cntd.ru/document/1200104301>.

32) Гуменюк, В.М. Надежность и диагностика электротехнических систем: учеб. пособие для вузов / В.М. Гуменюк. – Владивосток: Изд-во Дальневост. гос. техн. ун-та, 2010. – 218 с.

33) Давиденко, И.В. Менеджмент эксплуатации парка электрооборудования РУП «Минскэнерго» с помощью экспертной системы ЭДИС «Альбатрос» / И.В. Давиденко, Н.А. Чуянова, Г.М. Григоренко // Энергия и менеджмент. – 2017. – № 5. – С. 10–16.

34) Давиденко, И.В. Структура экспертно-диагностической и информационной системы оценки состояния высоковольтного оборудования / И.В. Давиденко, В.П. Голубев, В.И. Комаров, В.Н. Осотов // Электрические станции: ежемесячный производственно-технический журнал. – 1997. – № 6. – С. 25–27.

35) Дагаева, М.В. Нечёткая экспертная система диагностики маслонаполненных силовых трансформаторов / М.В. Дагаева, Д.В. Катасёва,

А.С. Катасёв, А.П. Кирпичников // Вестник Технологического университета. – 2018. – Т. 21. – № 2. – С. 148–154.

36) Диагностика высоковольтного оборудования ЭДИС «Альбатрос» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://edis.guru/>.

37) Диагностика электрооборудования электрических станций и подстанций: учебное пособие / А.И. Хальясмаа, С.А. Дмитриев, С.Е. Кокин, Д.А. Глушков. – Екатеринбург: Издво Урал. ун-та, 2015. – 64 с.

38) Ежов, А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе: учеб. пособие / А. Ежов, С. Шумский. – М.: МИФИ, 1998. – 222 с.

39) Жарко, Е.Ф. Оценка качества программного обеспечения АСУ ТП АЭС: теоретические основы, основные тенденции и проблемы / Е.Ф. Жарко // Труды 10-ой Международной конференции «Идентификация систем и задачи управления» (SICPRO'2015). – М.: ИПУ РАН, 2015. – С. 1129–1143.

40) Искусственный интеллект. Модели и методы: Справочник / Под ред. Д.А. Поспелова. – М.: Радио и связь, 1990. – 304 с.

41) Казаков, М.С. Обзор интеллектуальных систем диагностирования электрооборудования [Электронный ресурс] / М.С. Казаков, И.В. Давиденко. – Режим доступа: <http://elar.urfu.ru/bitstream/10995/40593/1/tmuenin-2016-67.pdf>.

42) Каид, В.А.А. Методы построения функций принадлежности нечетких множеств / В.А.А. Каид // [Известия ЮФУ. Технические науки](#). – 2013. – № 2 (139). – С. 144–153.

43) Калацкая, Л.В. Организация и обучение искусственных нейронных сетей / Л.В. Калацкая, В.А. Новиков, В.С. Садов. – Минск: БГУ, 2002. – 76 с.

44) Касти, Дж. Большие системы: связность, сложность и катастрофы / Дж. Касти. – М.: Мир, 1982. – 216 с.

45) Каталог электротехнической продукции. Росэнергомаш [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ventilator.kiev.ua/rozenberg/catalog.pdf>.

46) Катасев, А.С. Нечетко-продукционная каскадная модель диагностики состояния сложного объекта / А.С. Катасев, Л.Ю. Емалетдинова // Программные системы и вычислительные методы. – 2013. – № 1 (2). – С. 69–81.

47) Качество программного обеспечения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.protesting.ru/qa/quality.html>.

48) Каширских, В.Г. Диагностика двигателей постоянного тока с помощью искусственной нейронной сети [Электронный ресурс] / А.Н. Гаргаев, В.Г. Каширских. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/diagnostika-dvigatelay-postoyannogo-toka-s-pomoschyu-iskusstvennoy-neyronnoy-seti/viewer>.

49) Ковалев, С.М. Интеллектуальные технологии слияния данных при диагностировании технических объектов / С.М. Ковалев, А.Е. Колоденкова // Онтология проектирования. – 2019. – Т. 9. – № 1 (31). – С. 152–168.

50) Ковалев, С.М. Построение базы знаний интеллектуальной системы контроля и предупреждения рискованных ситуаций для этапа проектирования сложных технических систем / С.М. Ковалев, А.Е. Колоденкова // Онтология проектирования. – 2017. – Т. 7. – № 4 (26). – С. 398–409.

51) Колоденкова, А.Е. Алгоритм и программная реализация поиска отклонений значений параметров от норм промышленного оборудования / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина // Программные продукты и системы. – 2020. – Т. 33. – № 1. – С. 91–95.

52) Колоденкова, А.Е. Интеллектуальный метод прогнозирования технического состояния электротехнического оборудования в условиях нечеткости исходных данных / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина // Вестник РГУПС. – 2019. – № 1 (73). – С. 76–81.

53) Колоденкова, А.Е. Информационная поддержка принятия решений в системах диагностирования оборудования на основе сетевой модели / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина // Вестник РГУПС. – 2021. – № 1 (81). – С. 47–52.

54) Колоденкова, А.Е. Использование нейронной сети для обучения неоднородной когнитивной модели диагностирования состояния электротехнического оборудования / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина // Вестник РГУПС. – 2020. – № 2 (78). – С. 163–171.

55) Колоденкова, А.Е. Методы поддержки принятия решений при анализе реализуемости проектов информационно-управляющих систем промышленных объектов / А.Е. Колоденкова: Дис. ... докт. техн. наук: 05.13.01... – Самара, 2017. – 276 с.

56) Колоденкова, А.Е. Моделирование процесса реализуемости проекта по созданию информационно-управляющих систем с применением нечетких когнитивных моделей / А.Е. Колоденкова // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2016. – № 6 (144). – С. 10–17.

57) Колоденкова, А.Е. Нечетко-множественный подход к оценке реалистичности альтернатив программного обеспечения мехатронных систем / А.Е. Колоденкова // Мехатроника, автоматизация, управление, 2011. – № 4. – С. 45–53.

58) Колоденкова, А.Е. Разработка единой интеллектуальной системы поддержки принятия решений для диагностирования электротехнического оборудования промышленности / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина // XIII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2019: тр. – М.: ИПУ РАН, 2019. – С. 1874–1878.

59) Колоденкова, А.Е. Разработка неоднородных когнитивных моделей для диагностирования оборудования / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина // Гибридные и синергетические интеллектуальные системы: материалы 5-й Всероссийской Поспеловской конференции с международным участием. – Калининград: БФУ им. И. Канта, 2020. – С. 300–304.

60) Колоденкова, А.Е. Разработка системы иерархических продукционных правил для диагностирования электротехнического оборудования / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина // Онтология проектирования. – 2020. – Т. 10. – № 1 (35). – С. 63–72.

61) Кондрашова, Н.В. Решение задачи медицинской диагностики с применением линейного дискриминантного анализа и МГУА / Н.В. Кондрашова, В.А. Павлов, А.В. Павлов // Управляющие системы и машины. – 2013. – № 2. – С. 79–88.

62) Кострыкин, И.В. Нечеткая логика: достоинства и недостатки [Электронный ресурс] / И.В. Кострыкин. – Режим доступа: <http://ito.edu.ru/2008/Kursk/V/V-0-7.html>.

63) Котельников, Б.В. Методы и алгоритмы обработки информации для автоматизированных систем диагностики электрооборудования электрических станций / Б.В. Котельников: Дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01... – Сургут, 2004. – 240 с.

64) Кравченко, В.М. Визуальная оценка состояния оборудования в технической диагностике [Электронный ресурс] / В.М. Кравченко, В.А. Сидоров, В.В. Буцукин. – Режим доступа: <https://core.ac.uk/download/pdf/48399871.pdf>.

65) Кривуля, Г.Ф. Анализ корректности продукционных правил в системах нечеткого логического вывода с использованием квантовых моделей [Электронный ресурс] / Г.Ф. Кривуля, А.С. Шкильб, Д.Е. Кучеренко. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-korrektnosti-produktsionnyh-pravil-v-sistemah-nechetkogo-logicheskogo-vyvoda-s-ispolzovaniem-kvantovyh-modeley>.

66) Круглов, В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.

67) Кульба, В.В. Сценарный анализ динамики поведения социально-экономических систем / В.В. Кульба, Д.А. Кононов, С.С. Ковалевский и др. – М.: ИПУ РАН, 2002. – 122 с.

68) Лучанинов, Д.В. Анализ сред разработки программного обеспечения на языке C++ [Электронный ресурс] / Д.В. Лучанинов, А.В. Ленкин. – Режим доступа: <http://web.snauka.ru/issues/2016/08/70888>.

69) Люгер, Д. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем / Д. Люгер. – М.: Вильямс, 2003. – 864 с.

70) Малышев, Н.Г. Нечеткие модели для экспертных систем в САПР / Н.Г. Малышев, Л.С. Берштейн, А.В. Боженюк. – М.: Энергоатомиздат, 1991. – 136 с.

71) Мозгалевский, А.В. Диагностирование электронных систем / А.В. Мозгалевский, В.П. Калявин, Г.Г. Костанди. – Л.: Судостроение, 1984. – 224 с.

72) Надточий, В.М. Интеллектуальная информационно-диагностическая система и ее реализация в ОАО Тюменьэнерго / В.М. Надточий, Ю.Н. Самородов, Н.А. Ординян, А.В. Парамзин, П.Е. Гусаров, С.А. Карельский // Электрические станции. – 2004. – № 8. – С. 58–62.

73) Нечеткие множества. Основы теории и применения: учеб. пособие / В.Г. Чернов. – Владимир: Изд-во ВлГУ, 2018. – 156 с.

74) Осипов, Г.С. Построение моделей предметных областей. Ч. I. Неоднородные семантические сети / Г.С. Осипов // Известия РАН. Техническая кибернетика. – 1990. – № 5. – С. 32–35.

75) Пегат, А. Нечеткое моделирование и управление / А. Пегат. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2013. – 798 с.

76) Подлевских, М.Н. Использование ориентированных графов в математических моделях экологических и биологических систем [Электронный ресурс] / М.Н. Подлевских. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-orientirovannyh-grafov-v-matematicheskikh-modelyah-ekologicheskikh-i-biologicheskikh-sistem/viewer>.

77) Пономарев, В.А. Комплексный метод диагностики асинхронных электродвигателей на основе использования искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] / В.А. Пономарев, И.Ф. Суворов. – Режим доступа: <http://www.news.elteh.ru/proect/neuron.php>.

78) Попов, Г.В. Экспертная система оценки состояния электрооборудования «Диагностика+» / Г.В. Попов, Е.Б. Игнатъев, Л.В. Виноградова, Ю.Ю. Рогожников, Д.А. Ворошин // Электрические станции. – 2011. – № 5. – С. 36–45.

79) Пospelова, Л.Я. Поиск противоречий в продукционных базах знаний [Электронный ресурс] / Л.Я. Пospelова, О.В. Чуканова. – Режим доступа: <http://library.mephi.ru/data/scientific-sessions/2009/t5/0-5-1.doc>.

80) Представление и использование знаний / Под ред. Уэно Х. Исидзука М. – М.: Мир, 1989. – 220 с.

81) Пустоваров, В.Е. Анализ показателей качества электрической энергии на промышленных предприятиях [Электронный ресурс] / В.Е. Пустоваров, Т.И. Овчаренко, Ю.С. Боровик. – Режим доступа: <https://core.ac.uk/download/pdf/232885521.pdf>.

82) РД IDEF 0 – 2000 Руководящий документ [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://nsu.ru/smk/files/idef.pdf>.

83) Робертс, Ф.С. Дискретные математические модели с приложениями к социальным, биологическим и экологическим задачам / Ф.С. Робертс. – М.: Наука. Физматлит, 1986. – 496 с.

84) Розум, Т.И. Разработка архитектуры интеллектуальной системы функциональной диагностики турбогенератора / Т.И. Розум, В.И. Полищук // Вестник науки Сибири. – 2015. – № 15 Спецвыпуск. – С. 83–86.

85) Россия в цифрах. 2019: стат. сб. / Росстат. – М., 2019.

86) Руководство по использованию программы Aurora 2000 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://vibrocenter.ru/demo/aurora.pdf>.

87) Руководство пользователя АТЛАНТ [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://vibrocenter.ru/demo/atlant.pdf>.

88) Сайт компании ООО «АСУ-ВЭИ» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.asu-vei.ru/production/smt/>.

89) Сайт ООО Мониторинг и автоматика [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://maenergo.ru/napravleniya-deyatelnosti/>.

90) Сайт ПАО Запорожтрансформатор [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ztr.com.ua/>.

91) Сайт системы контроля и управления энергетическим комплексом «Форга-Энерго» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://phorga-energo.ru/index.php?src =main.php>.

92) Сайт фирмы «ЭНЕРГОСОЮЗ» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.energsoyuz.spb.ru/>.

93) Самонина, О.А. Методы и проблемы обучения многослойной нейронной сети, используемой для оценки характеристик проектируемых информационных систем [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-i-problemy-obucheniya-mnogosloynoy-neyronnoy-seti-ispolzuemoy-dlya-otsenki-harakteristik-proektiruemyh-informatsionnyh-sistem>.

94) Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2020616390. Поиск отклонений значений параметров от норм промышленного оборудования / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина. Зарег. 17.06.2020. – М.: Роспатент, 2020.

95) Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2020616391. Интеллектуальный метод прогнозирования технического состояния электротехнического оборудования / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина. Зарег. 17.06.2020. – М.: Роспатент, 2020.

96) Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2020666106. Диагностирование технического состояния асинхронных электродвигателей с применением процедуры обучения неоднородной когнитивной модели / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина. Зарег. 04.12.2020. – М.: Роспатент, 2020.

97) Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2020666107. Прогнозирование технического состояния асинхронных электродвигателей на основе импульсного моделирования / А.Е. Колоденкова, С.С. Верещагина, Д.О. Кузнецов. Зарег. 04.12.2020. – М.: Роспатент, 2020.

98) Силов, В.Б. Принятие стратегических решений в нечеткой обстановке / В.Б. Силов. – М.: ИНПРО-РЕС, 1995. – 228 с.

99) Система автоматизированной интеллектуальной диагностики оборудования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.croc.ru/news/detail/84321/?sphrase_id=288018.

100) Система диагностики электродвигателей КОМПАКС-РПЭ [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.dynamics.ru/products/compacs-rpe/>.

101) Система оценки состояния электротехнического оборудования «ДИАГНОСТИКА+» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.transform.ru/diagnostika.shtml>.

102) Слепнев, Е.С. Применение искусственных нейронных сетей для анализа предаварийных ситуаций турбоагрегатов электростанций // Интернет-журнал «Науковедение». – 2014. – № 3. – С. 1–8.

103) Современная система контроля и диагностики турбо- и гидрогенераторов СТК-ЭР [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.eprussia.ru/epr/152/11759.htm>.

104) Соколов, Е.В. Функциональная модель системы управления медицинскими диагностическими услугами [Электронный ресурс] / Е.В. Соколов, Е.В. Костырин. – Режим доступа: <https://engineering-science.ru/doc/121943.html>.

105) Солдатова, О.П. Сравнительный анализ алгоритмов генерации баз нечётких продукционных правил на примере решения задачи классификации/ О.П. Солдатова // Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. – 2014. – № 4 (10). – С. 43–48.

106) Сравнение языков программирования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://ru.wikipedia.org/wiki/Сравнение_языков_программирования.

107) Сравнительный анализ современных интегрированных средств разработки для языков С/С++ [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://moluch.ru/archive/309/69869>.

108) СТК-ЭР-М запущены НПФ «Ракурс» на Челябинской ТЭЦ-3 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.enginrussia.ru/news/lenta-novostey/STK-ER-M_zapuscheny_NPF_Rakurs_na_CHelyabinskoj_TE/?sphrase_id=1074257.

109) Суханкин, Г.В. Диагностическая система оценки состояния электродвигателей [Электронный ресурс] / Г.В. Суханкин. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/diagnosticheskaya-sistema-otsenki-sostoyaniya-elektrodvigatelyey>.

110) Тарасова, И.А. Принципы построения и архитектура базы знаний системы нечеткого управления на основе многомерных функций принадлежности [Электронный ресурс] / И.А. Тарасова. – Режим доступа: <http://ea.domntu.edu.ua/handle/123456789/20062>.

111) Тернова, М.Ю. Формальная спецификация свойств баз нечетких знаний Мамдани на основе метаграфа [Электронный ресурс] / М.Ю. Тернова, Е.С. Штогрин. – Режим доступа: http://www.its.kpi.ua/itm/ternovoy/Lists/publications/Attachments/114/VKhIMAM_2015_27_17.pdf.

112) Ткачук, Р.Ю. Идентификация параметров асинхронного двигателя с применением генетических алгоритмов / Р.Ю. Ткачук, А.С. Глазырин, В.И. Полищук // Омский научный вестник. – 2012. – № 3 (113). – С. 245–248.

113) Управление знаниями [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://sites.google.com/site/upravlenieznaniami/tehnologii-upravlenia-znaniami/data-mining>.

114) Утепов, А.Е. Диагностическая система ЭСКСИСО, предназначенная для оценки состояния изоляционной системы маслонеполненного оборудования [Электронный ресурс] / А.Е. Утепов, Н.Д. Карпеченков, В.А. Чернышев, М.А. Кисляков, В.А. Чернов. – Режим доступа: <http://www.uraldiag.ru/UPLOAD/user/stati/primenenie-diagnosticheskoy-sistemy-esksiso.pdf>.

115) Функции активации в нейронных сетях [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/activation-function.html>.

116) Харченко, С.Н. Условия диагностических параметров номенклатуры [Электронный ресурс] / С.Н. Харченко. – Режим доступа: <http://meridian-journal.ru/site/article?id=1582&pdf=1>.

117) Экспертная система мониторинга, диагностики и управления трансформаторным оборудованием «ЭСМДУ-ТРАНС» производства ПАО «ЗТР» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://ztr.ua/files/ztr_d69-esmdy-trans--2014.pdf.

118) Arbuzov, V. Application of neural network technologies for diagnostics of the technical state of power plant turbo generators based on spectrograms of the

vibration measurements / V. Arbuzov, V. Ivchenko, E. Matiukhina, S. Pavelyev, A. Ostroukh // ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences. – 2018. – Vol. 13. – No. 7. – P. 2549–2555.

119) C++ [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/wiki/C++>.

120) Chun, T.-W. A novel start-up scheme of stator flux oriented vector controlled induction motor drive without torque jerk / T.-W. Chun, M.-K. Choi, B.K. Bose // Proceedings of the 36th IAS Annual Meeting Conference Record of the Industry Applications (IAC'01). – 2001. – P. 148–153.

121) Davis, J. The relationship between Precision-Recall and ROC curves / J. Davis, M. Goadrich // Proceedings of the 23rd International conference on Machine learning. – Pittsburgh. – 2006. – P. 233–240.

122) Dev-C++ [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.bloodshed.net/dev>.

123) Eclipse [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.eclipse.org>.

124) Ginis, L.A. Cognitive and simulation modeling of Socioeconomic systems / L.A. Ginis, G.V. Gorelova, A.E. Kolodenkova // Proceedings of the International Research Conference Information Technologies in Science, Management, Social Sphere and Medicine (ITSMSSM 2017). – 2017. – Vol. 72. – P. 50–54.

125) Ishibuchi, H. Three-objective optimization in linguistic function approximation / H. Ishibuchi, T. Nakashima // Proc. of Congress on Evolutionary Computation. – 2001. – P. 340–347.

126) Jančovič, M. Parameter identification of induction motors by using genetic algorithms / M. Jančovič, M. Žalman, J. Jovankovič // 8th International Conference, December 13–14 2007. Bratislava, Slovak Republic, STU Publ. – 2007. – P. 196–203.

127) Java – объектно-ориентированный язык программирования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://infoblog1.ru/teach/java>.

128) Karagiannis, I.E. Input-Sensitive Fuzzy Cognitive Maps / I.E. Karagiannis, P.P. Groumpos // IJCSI International Journal of Computer Science Issues. – 2013. – Vol. 10. – No. 1. – P. 143–151.

129) Kolodenkova, A.E. Complex method for determining the technical condition of electronic devices based on a cognitive model, Petri nets and artificial neural network / A.E. Kolodenkova, S.S. Vereshchagina // International Seminar on Electron Devices Design and Production, SED 2021 – Proceedings. – 2021. – P. 1–4.

130) Kolodenkova, A. Data fusion and industrial equipment diagnostics based on information technology / A. Kolodenkova, E. Khalikova, S. Vereshchagina // 2019 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies, FarEastCon 2019, Vladivostok, Russia. P. 1–5.

131) Kolodenkova, A. Diagnostics of industrial electrical equipment using modern information technologies / A.E. Kolodenkova, S.S. Vereshchagina // 2019 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM 2019. – 2019. – P. 1–5.

132) Kolodenkova, A. Method for assessing the impact of electric energy quality indicators on the technical condition of asynchronous electric motors / A.E. Kolodenkova, S.S. Vereshchagina, V.O. Tuvaeva // *2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM 2021*, 2021. – P. 163–167.

133) Kolodenkova, A. Technical diagnostics of industrial equipment based on soft computing technologies / A. Kolodenkova, S. Vereshchagina, S. Novokshenov // 2020 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies, FarEastCon 2020, Vladivostok, Russia. – 2020. – P. 1–5.

134) Kolodenkova, A.E. Integrated approach to processing diagnostic data based on heterogeneous cognitive models / A.E. Kolodenkova, S.S. Vereshchagina, V.E. Vereshchagin // Moscow Workshop on Electronic and Networking Technologies, MWENT 2020. – Proceedings. – 2020. – P. 1–5.

135) Kolodenkova, A.E. Development of a diagnostic data fusion model of the electrical equipment at industrial enterprise / A.E. Kolodenkova, S.S. Vereshchagina, E.A. Khalikova // [Advances in Intelligent Systems and Computing](#). – 2020. – Vol. 1156 AISC. – P. 499–506.

136) Kolodenkova, A.E. Development of an intelligent decision support system for electrical equipment diagnostics at industrial facilities / A.E. Kolodenkova, S.S. Vereshchagina, E.R. Muntyan // [Advances in Intelligent Systems and Computing](#). – 2020. – Vol. 1156 AISC. – P. 225–233.

137) Kolodenkova, A.E. Modeling the dynamics of industrial equipment technical condition / A.E. Kolodenkova, S.S. Vereshchagina // 2019 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM-2020. – 2020. – P. 1–5.

138) Manusov, V. Technical diagnostics of electric equipment with the use of fuzzy logic models / V. Manusov, J. Ahyoev // *Applied Mechanics and Materials*. – 2015. – Vol. 792. – P. 324–329.

139) OdunAyo, Imoru A neural network approach to detect winding faults in electrical machine [Электронный ресурс] / OdunAyo Imoru, Fulufhelo V. Nelwamondo, Adisa Jimoh, Temitope Raphael Ayodele. – Режим доступа: <https://www.degruyter.com/document/doi/10.1515/ijeeps-2020-0161/html>.

140) Preece, A.D. Foundation and application of knowledge base verification / A.D. Preece, R. Shinghal // *International Journal of Intelligent Systems*. – 1994. – Vol. 9. – P. 683–701.

141) Python [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://younglinux.info/python.php>.

142) TIOBE Index for November 2018 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.tiobe.com/tiobe-index>.

143) Zhaowei, R. Learning fuzzy cognitive maps by a hybrid method using nonlinear Hebbian learning and extended great deluge algorithm [Электронный ресурс] / R. Zhaowei. – Режим доступа: http://ceur-ws.org/Vol-841/submission_27.pdf.

Приложение А

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

18
20

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020616390

**Поиск отклонений значений параметров от норм
промышленного оборудования**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования "Самарский
государственный технический университет" (RU)*

Авторы: *Колоденкова Анна Евгеньевна (RU),
Верещагина Светлана Сергеевна (RU)*

Заявка № 2020615375

Дата поступления 29 мая 2020 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 17 июня 2020 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев Г.П. Ивлиев

47/20

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020666106

**ДИАГНОСТИРОВАНИЕ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ
АСИНХРОННЫХ ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЕЙ С
ПРИМЕНЕНИЕМ ПРОЦЕДУРЫ ОБУЧЕНИЯ
НЕОДНОРОДНОЙ КОГНИТИВНОЙ МОДЕЛИ**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Самарский государственный технический университет" (RU)*

Авторы: *Колоденкова Анна Евгеньевна (RU),
Верещагина Светлана Сергеевна (RU)*



Заявка № 2020665126

Дата поступления 18 ноября 2020 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 04 декабря 2020 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев Г.П. Ивлиев

46/20

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020666107

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ
АСИНХРОННЫХ ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ
ИМПУЛЬСНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Самарский государственный технический университет" (RU)*

Авторы: *Колоденкова Анна Евгеньевна (RU), Верещагина Светлана Сергеевна (RU), Кузнецов Дмитрий Олегович (RU)*

Заявка № **2020665141**

Дата поступления **18 ноября 2020 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **04 декабря 2020 г.**



*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Ивлиев

19/20

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020616391

**Интеллектуальный метод прогнозирования технического
состояния электротехнического оборудования**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования "Самарский
государственный технический университет" (RU)*

Авторы: *Колоденкова Анна Евгеньевна (RU),
Верещагина Светлана Сергеевна (RU)*

Заявка № **2020615377**

Дата поступления **29 мая 2020 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **17 июня 2020 г.**

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Ивлиев



Приложение Б

Акты о внедрении, об использовании результатов диссертационной работы

“УТВЕРЖДАЮ”

Директор

НИИ многопроцессорных
вычислительных систем

Южного федерального университета
(НИИ МВС ЮФУ),

кандидат технических наук



Я.С. Коровин

«12» апреля 2021

м.п.

АКТ

**об использовании результатов кандидатской диссертационной работы
Верещагиной Светланы Сергеевны
«Методы поддержки принятия решений при диагностировании
промышленного электротехнического оборудования на основе нечеткой логики»**

Комиссия в составе: Капустяна С.Г. – д.т.н., заведующего лабораторией НИИ МВС ЮФУ, Коробкина В.В. – к.т.н., заведующего лабораторией НИИ МВС ЮФУ, Кухаренко А.П. - к.т.н., ученого секретаря НИИ МВС ЮФУ настоящим актом подтверждает, настоящим актом подтверждает, что в НИИ МВС ЮФУ используются следующие научно-теоретические и практические результаты кандидатской диссертации Верещагиной С.С.:

1) Неоднородные когнитивные модели для оценки состояния электротехнического оборудования с использованием с использованием методологии нечеткого когнитивного моделирования.

2) метод прогнозирования состояния электротехнического оборудования в условиях нечеткой информации с использованием импульсного моделирования.

Результаты кандидатской диссертации Верещагиной С.С. использованы НИИ МВС ЮФУ при выполнении работ по разработке системы управления машиной перегрузочной ядерного топлива для энергоблоков № 3 и № 4 АЭС “Куданкулам” (республика Индия).

Использование полученных Верещагиной С.С. результатов позволяет:

1) принять научно обоснованные решения относительно состояния электротехнического оборудования в условиях разнотипной информации;

2) уменьшить количество исполнителей, участвующих при принятии решений относительно технического состояния оборудования в 2 раза.

3) оперативно реагировать на изменяющуюся внешнюю и внутреннюю среду, предвидя возможные варианты развития ситуаций, возникающих при работе оборудования, за счет импульсного моделирования на неоднородных когнитивных моделях.

Заведующего лабораторией
НИИ МВС ЮФУ, д.т.н.



Капустян С.Г.

Заведующего лабораторией
НИИ МВС ЮФУ, к.т.н.



Коробкин В.В.

Ученый секретарь
НИИ МВС ЮФУ, к.т.н.



Кухаренко А.П.

«УТВЕРЖДАЮ»

Технический директор

ООО «Атомспецсервис»

А.В. Гордиенко

2021 г.

**АКТ**

**об использовании результатов
кандидатской диссертационной работы
Верещагиной Светланы Сергеевны
«Методы поддержки принятия решений при диагностировании
промышленного электротехнического оборудования
на основе нечеткой логики»**

Комиссия в составе: Бухарова П.А. – заместителя технического директора, Сысоева М.Г. - главного конструктора, Яворского А.А. – начальника ПКБ-1,

составили настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы Верещагиной С.С. «Методы поддержки принятия решений при диагностировании промышленного электротехнического оборудования на основе нечеткой логики», представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук, использованы в деятельности ООО «Атомспецсервис» при проектировании, изготовлении и внедрении системы контроля и управления Узла кондиционирования ОИОС для Нововоронежской АЭС.

Настоящий акт подтверждает, что в ООО «Атомспецсервис» внедрены следующие результаты кандидатской диссертации Верещагиной С.С.:

- метод прогнозирования значений параметров электротехнического оборудования;
- неоднородные когнитивные модели для оценки состояния электротехнического оборудования.

Использование полученных Верещагиной С.С. результатов позволяет:

- спрогнозировать значения основных параметров электротехнического оборудования в условиях диагностической и экспертной информации, предупредить возникновение появления опасных ситуаций для электротехнического оборудования.

- повысить точность получаемого результата, полученного при прогнозировании состояния электротехнического оборудования в 1,2–2,3 раза.

- сократить время в 1,5 раза, затрачиваемое на принятие решений относительно состояния промышленного электротехнического оборудования.

Заместитель технического директора
ООО "Атомспецсервис"

Бухаров П.А.

Главный конструктор ООО "Атомспецсервис"

Сысоев М.Г.

Начальник ПКБ-1 ООО "Атомспецсервис"

Яворски А.А.



УТВЕРЖДАЮ

Директор ООО «Сетевик»

Борисов О.Ю.

2021 г.

АКТ

о внедрении результатов кандидатской диссертационной работы

Верещагиной Светланы Сергеевны

«Методы поддержки принятия решений при диагностировании промышленного электротехнического оборудования на основе нечеткой логики»

Комиссия в составе:

председатель Борисов О.Ю. - директор,

члены комиссии: Борисов Е.О. – заместитель главного инженера, Золин А.Г. - инженер

составили настоящий акт о том, что в ООО «Сетевик» внедрены результаты диссертационной работы Верещагиной С.С. «Методы поддержки принятия решений при диагностировании промышленного электротехнического оборудования на основе нечеткой логики» представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук:

- 1) алгоритм поиска отклонений значений параметров от норм промышленного оборудования»;
- 2) метод и алгоритм к обучению неоднородной когнитивной модели оценки состояния электротехнического оборудования с использованием искусственной нейронной сети.

Использование указанных результатов позволяет:

- 1) сократить время в 1,5 раза, затрачиваемое на принятие решений относительно состояния промышленного электротехнического оборудования;
- 2) сократить ошибки главного инженера при принятии диагностических решений в условиях диагностической и экспертной информации.
- 3) принимать научно-обоснованные решения относительно состояния электротехнического оборудования в условиях нечеткой информации.

Председатель комиссии

Борисов О.Ю.

Члены комиссии:

Борисов Е.О.

Золин А.Г.

УТВЕРЖДАЮ
Проректор по учебной
работе ФГБОУ ВО СамГТУ


О.В. Юсупова
“ 06 ” августа 2021г.

АКТ

об использовании результатов диссертационной работы
Верещагиной С.С. на тему «Методы поддержки принятия решений при
диагностировании промышленного электротехнического оборудования
на основе нечеткой логики» в учебном процессе
кафедры информационных технологий

Мы, нижеподписавшиеся, заместитель начальник учебного управления Евдокименко Надежда Геннадьевна; директор института автоматике и информационных технологий доцент, к.т.н. Губанов Николай Геннадьевич; профессор, д.т.н. Батищев Виталий Иванович, настоящим актом подтверждаем, что следующие результаты диссертационной работы Верещагиной Светланы Сергеевны:

- 1) метод прогнозирования значений параметров электротехнического оборудования;
- 2) программное обеспечение «Диагностирование технического состояния асинхронных электродвигателей с применением процедуры обучения неоднородной когнитивной модели»

используются в учебном курсе «Проектирование автоматизированных систем обработки информации и управления» по подготовке бакалавров направлений 09.03.01 «Автоматизированные системы обработки информации и управления» при чтении лекций, проведении лабораторных работ, при разработке тем курсовых работ.

Использование указанных материалов диссертационной работы позволяет:

- ознакомить студентов с методом прогнозирования значений параметров электротехнического оборудования в условиях диагностической и экспертной информации;
- обучить студентов методу прогнозирования значений параметров электротехнического оборудования;
- углубить знания студентов в области прогнозирования состояния электротехнического оборудования;
- привлечь студентов к научной работе в области диагностирования и прогнозирования состояния электротехнического оборудования при выполнении курсовых и выпускных квалификационных работ, а также при подготовке магистерских диссертаций.

Заместитель начальника учебного управления,



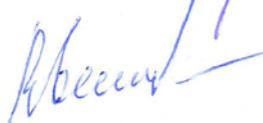
Евдокименко Н.Г.

Директор института
автоматики и информационных технологий,
доцент, к.т.н.



Губанов Н.Г.

профессор кафедры
«Информационные технологии»,
д.т.н.



Батищев В.И.