

УДК 004.891.3

*Луцьк О.В., Секирин А.И.**Донецкий национальный технический университет, Украина*

В данной статье рассмотрены основные методы, применяемые в экспертных системах диагностики турбогенератора. Предложен метод нечетких продукций для построения экспертных систем. Рассмотрена программная реализация системы.

Объектом исследования является генератор на теплоэлектростанции и его системы обслуживания.

Техническая диагностика – относительно новая отрасль знаний, быстро развивающаяся в последнее время по двум основным причинам.

Во-первых, внедрение новых методов технической диагностики значительно повышает эффективность профилактического обслуживания. Это особенно важно в связи с отставанием числа персонала, занятого ремонтом и профилактикой, от роста объема установленного оборудования. Положение усугубляется тем, что для больших подстанций значительная часть основного оборудования используется за пределами номинального срока службы. Повышение эффективности профилактического обслуживания в первую очередь должно обеспечиваться переходом от планирования ревизий и осмотров по срокам к обслуживанию, зависящему от состояния оборудования.

Во-вторых, применение технической диагностики, использующей современные методы, повышает надежность и готовность оборудования. Большое значение при этом имеет технически обоснованное профилактическое обслуживание.

Техническая диагностика является обязательной составляющей в процессе эксплуатации турбогенератора на теплоэлектростанции (ТЭС). Обеспечение непрерывного эксплуатационного контроля турбогенераторов, а также их вспомогательных систем является основой надежной работы этого технологического оборудования. Высокая степень износа действующего оборудования электрических станций, низкий коэффициент обновления оборудования главных схем выдачи мощности повышает роль создания эффективной системы ремонта и технического обслуживания, а также диагностики технического состояния таких дорогостоящих объектов, к которым относятся турбогенераторы высокой мощности [1,2].

На сегодняшний день существует несколько устоявшихся подходов к построению систем диагностики. Как правило, это экспертные системы, использующие какую-либо логику (логику предикатов, эпистемическую логику, нечеткую логику и т. д.). Существуют также методы, основанные на концепциях из классического искусственного интеллекта (нейросети, генетические алгоритмы и различные комбинации этих подходов) [4].

К примеру, система, основанная на нечетких нейронных сетях, используется на турбогенераторе на 600МВ на электростанции в провинции Гуандонг в Китае [3]. Данная система использует данные с системы детекторов 108DAI и искусственную обучаемую нейросеть, совмещенную с теорией нечетких множеств.

Хотя подходы, основанные на методах искусственного интеллекта, иногда и позволяют получать интересные результаты, все же в задаче диагностики турбогенератора использование систем, основанных на правилах, представляется более уместным.

Примером может служить система «НЕПТУН», предназначенная для автоматизированного контроля и диагностики турбогенераторов и их вспомогательных систем. Также на электростанциях используется система контроля и диагностирования генераторов СТК-ЭР. Система позволяет производить эксплуатационный контроль, индикацию и регистрацию технологических параметров генератора в базе данных системы.

4

Все представленные выше экспертные системы могут выявлять ошибку, но не объяснять причину ее появления [5]. число возможных известных системе ситуаций ограничено, а при возникновении внештатных ситуаций, информация не может быть корректно обработана, что существенно ограничивает возможности систем технической диагностики. Таким образом, для того чтобы решить эту задачу в данной работе предлагается создание системы диагностики, включающей в себя интеллектуальный анализ данных.

В данной работе предлагается создание экспертной системы диагностики, основанной на нечеткой логике.

Для внедрения методов нечеткой логики необходимо совершить переход от детерминированной базы данных ситуаций к пространству нечетких множеств двоичных диагностических признаков. Для этого необходимо провести логическую декомпозицию системы, в результате которой получим пересекающиеся множества ситуаций M_1, M_2, \dots, M_n . Декомпозиция позволяет построить причинно-следственные зависимости, учитывающие пересечения подмножеств с коэффициентами достоверности возможных ситуаций, описывающих пространство состояний при той или иной декомпозиции. Ситуация описывается в виде деревьев. Вершины деревьев части ситуаций связаны с датчиками контроля реального состояния объекта.

Множество ситуаций связаны отношением подчиненности. В этом случае экспертная система порождает определенную последовательность локальных задач, реализующих глобальную задачу системы. При определенном изменении условий функционирования объекта происходит изменение степени значимости (приоритетов) отдельных локальных задач при формировании решения глобальной задачи. Изменение степени значимости отдельных локальных задач порождает изменение очередности их решения в процессе решения глобальной задачи. Локальные задачи, входящие в состав указанных систем, должны предполагать возможность их решения в различном порядке.

Знания, полученные в результате декомпозиции, представляются в виде *нечетких продукций*. В общем виде под продукцией понимается выражение следующего вида:

$$(i): Q; P; A \Rightarrow B; N,$$

где (i) – имя продукции, Q – сфера применения продукции, P – условие применяемости ядра продукции, A – условие ядра (или антецедент), B – заключение ядра (или консеквент), N – постусловия продукции.

В качестве имени i может выступать та или иная совокупность букв или символов, позволяющая однозначным образом идентифицировать продукцию. В случае данной экспертной системы диагностики, продукциям назначаются понятные идентификаторы, описывающие их назначение (например «Нагрев ротора турбогенератора»). Сфера применения продукции Q описывает явно или неявно предметную область знания, которую представляет отдельная продукция. Декомпозиция предметной области на отдельные независимые области повышает эффективность логического вывода в продукционной системе.

Правило-продукция состоит из двух частей: условия (антецедента) или посылки и заключения (консеквента) или вывода. В правилах нечетких продукций и условная часть, и заключения описываются как нечеткие высказывания. Нечеткие высказывания в условной части нечеткой продукции могут быть составными, соединенными связками «И» и/или «ИЛИ». Эти связки при исчислении высказываний реализуются логическими или арифметическими операциями пересечения или объединения, соответственно.

Операции исчисления высказываний в условной части нечетких продукций с определением степени их истинности называются агрегированием. Для описания нечетких высказываний используются нечеткие лингвистические переменные (ЛП). ЛП – это именованная переменная, которая принимает свои значения из множества лингвистических термов, т.е. символьных величин. Для нечеткой ЛП терм-множество задается как нечеткое множество (нечеткая переменная). К примеру, «Температура холодного водорода» является лингвистической переменной. Эта переменная принимает нечеткие значения «Малая», «Средняя», «Высокая» (рис. 1). Каждое из этих значений является нечеткой

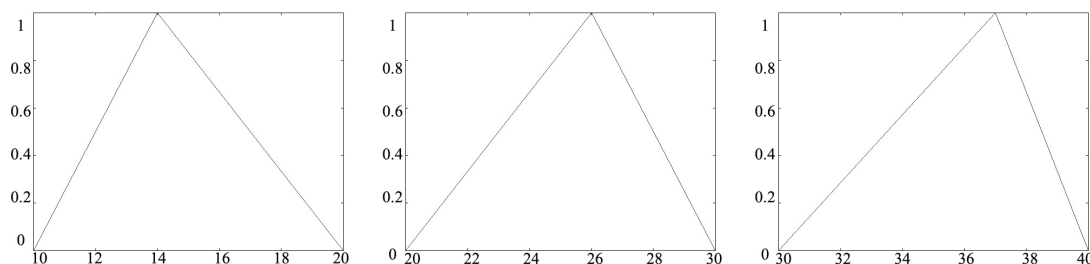


Рисунок 1. Нечеткие множества ЛП «Температура холодного водорода»

переменной, заданной функцией принадлежности (в данном случае треугольной).

Примером нечеткого правила в системе могут служить следующие выражения:

«ЕСЛИ температура холодного водорода = «высокая» ТО вероятность перегрева = «высокая»»;

«ЕСЛИ вероятность перегрева = «высокая» ТО необходимо уведомить оператора».

В первом правиле индуцируется новое знание («вероятность перегрева»), а во втором это знание используется, чтобы выполнить действие («уведомить оператора»).

Редактирование нечеткого правила в системе представлено на рис. 2. Правилу назначается его идентификатор, действие, которое необходимо выполнить (опционально) и термы, входящие в правило. Термы представляют собой лингвистические переменные и соответствующие им значения.

Изменить Правило История

Имя правила:

Действие:

Термы Правил			
Роль	Лингвистическая переменная	Значение	Удалить?
Входной терм	Температура обмотки статора	Высокая: <TRIANGULAR, 110.0>	<input type="button" value="⊕"/>
Выходной терм	Вероятность перегрева	Высокая: <TRIANGULAR, 1.0>	<input type="button" value="⊕"/>
Входной терм	-----	-----	<input type="button" value="⊕"/>

Добавить еще один Терм Правил

Рисунок 2. Редактирование нечеткого правила

Информационная модель экспертной системы представляет собой базы фактов, данных, знаний. База данных является частью базы данных автоматизированной системы управления объектами электроэнергетической системы. В базе данных реализована реляционная модель данных. База данных экспертной системы содержит ту информацию об объекте и его вспомогательных системах, которая необходима в процессе принятия решения при анализе ненормальной ситуации.

Источниками информации для базы фактов является система сбора информации от установленных датчиков или результатов испытаний оборудования. На рис. 3 представлено редактирование ситуации в базе фактов приложения.

Обработка информации при использовании нечеткой логики состоит из нечетких рассуждений – фаззификации (преобразование численного значения в символьное нечеткое значение) и четкого принятия решений – дефаззификации (преобразования нечеткого символьного значения в число).

Было принято решение реализовывать веб-интерфейс, благодаря его универсальности и отсутствию необходимости развертывания приложения на рабочих станциях персонала. В качестве средства разработки был выбран высокоуровневый язык программирования Python и веб-фреймворк Django – популярный серверный фреймворк для этого языка. Django предоставляет разработчику удобные средства для быстрой разработки веб-приложений «с нуля». Содержит множество различной предопределенной функциональности и инструментов, которые позволяют значительно облегчить труд веб-разработчика.

Для разработки была использована объектно-реляционная СУБД PostgreSQL 9.1 – популярное

Добавить Ситуация

Время: Дата: 10.10.2011 Сегодня |
 Время: 11:32:17 Сейчас |

Sensor states		
Датчик	Состояние	Удалить?
Температура обмотки статора (П32 со стороны возбuditеля)	72.4	
Температура обмотки статора (П52 со стороны турбины)	89.8	

Добавить еще один Sensor State

Сохранить и продолжить редактирование Сохранить и добавить другой объект Сохранить

Рисунок 3. Редактирование ситуации в базе фактов

серверное решение для хранения данных веб-приложения. Однако, как было указано выше, благодаря слою ORM в составе фреймворка Django, может быть использована любая популярная СУБД. Таким образом, структура реляционной модели не имеет значения в контексте приложения, и работа ведется только с объектами.

Модуль редактирования базы знаний реализован при помощи средств построения административного интерфейса Django.

Техническая диагностика турбогенератора является довольно сложной задачей, зависящей от большого количества входных параметров. Эффективная реализация такой системы диагностики предполагает создание большого справочника известных системе состояний и действий, которые необходимо выполнить при их возникновении. Однако, при возникновении внештатных ситуаций на турбогенераторе, использование такого подхода может оказаться неэффективным, т. к. детерминированный справочник не может корректно диагностировать такие состояния.

Проанализировав существующие методы, используемые в системах диагностики, был предложен переход от детерминированной базы данных признаков к базе знаний, использующей интеллектуальные методы, в частности аппарат нечеткой логики, что позволит снять ограничение числа возможных ситуаций и при возникновении внештатных ситуаций, позволит программе обработать информацию корректно, тем самым увеличивая эффективность и расширяя область применения системы диагностики. Была разработана структурная схема экспертной системы, которая позволяет решать задачи диагностики турбогенератора при помощи методов нечеткой логики. Также была выполнена реализация системы при помощи языка Python и платформы Django. Разработанная система позволяет сократить область поиска на начальном этапе, предоставляет возможность обоснованного выбора начала поиска, обеспечивает связь в процессе поиска причины между отдельными множествами возможных ситуаций.

- [1] Справочник по ремонту турбогенераторов / Под ред. д.э.н., проф. Х.А.Бекова, к.э.н. проф. В.В. Барило. - М.: ИПК госслужбы, ВИПК энерго, 2006.-724с.
- [2] Алексеев Б.А. Определение состояний (диагностика) крупных турбогенераторов. - М.:НЦ ЭНАС, 2001. 152.
- [3] Fault Diagnosis System for Turbo-Generator Set Based on Fuzzy Neural Network / Ping Yang, Sui-sheng Liu: Electric power college, South China University of Technology, 2005
- [4] Ruixin Li, Dongfeng Wang, Pu Han, Jun Zhang, «Fault Diagnosis of turbo-generator based on RBF neural network» Proceeding of the second international conference on machine learning and cybernetics. Xi'an, China, 2003, pp. 3125-3129
- [5] V.Chandrasekaran, Generic tasks in knowledge-based reasoning: High-level building blocks for expert system design. IEEE expert, 1986.