

АВТОМАТИЗАЦИЯ И УПРАВЛЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ И ПРОИЗВОДСТВАМИ (05.13.06)

УДК 62.51

DOI: 10.24160/1993-6982-2021-3-78-87

Снижение влияния неопределенности исходной информации в интеллектуальных автоматизированных системах управления тепловыми процессами при обеспечении надежной эксплуатации энергетического оборудования

Э.К. Аракелян, И.А. Щербатов

Неопределенность исходной информации, используемой для решения ключевых задач в интеллектуальной автоматизированной системе управления тепловыми процессами (АСУ ТП), влияет на расчет управляющих воздействий, реализацию оптимальных режимов работы оборудования и, как следствие, приводит к снижению надежности. Как правило, такого рода информация может быть качественной (использование экспертных знаний) и количественной. В этой связи крайне актуальной является задача снижения влияния неопределенности.

Цель работы — установление видов и источников неопределенности исходной информации, используемой интеллектуальной АСУ ТП, и формирование подходов для снижения ее влияния на надежность эксплуатации энергетического оборудования.

Обеспечение заданных показателей надежности, экономичности и экологичности в современных интеллектуальных АСУ ТП базируется на предиктивных стратегиях, когда прогнозируются техническое состояние оборудования, конкретные деградационные процессы, следовательно, неопределенности различных типов могут оказывать существенное негативное влияние.

Для снижения влияния неопределенности исходной информации, влияющей на надежность эксплуатации энергетического оборудования, предложено использование искусственных нейронных сетей. Их применение обеспечивает прогнозирование возникновения дефектов оборудования, а также его отказов на основе ретроспективных данных на заданные прогнозные интервалы времени.

Продемонстрирован способ снижения влияния аномалий, содержащихся в исходной информации, используемой в интеллектуальной АСУ ТП для объектов энергетики. Исследованы пропуски и выбросы данных, устранение которых обеспечивает снижение влияния неопределенности и повышение качества решения ключевых задач в интеллектуальных АСУ ТП. Проведены экспериментальные исследования, выявившие математические методы, обеспечивающие устранение пропусков и аномалий в исходной информации наилучшим образом.

Описаны методические аспекты устранения различных видов неопределенности, присутствующих при управлении объектами энергетики с использованием интеллектуальной АСУ ТП на ключевых этапах жизненного цикла оборудования энергетики.

Ключевые слова: неопределенность, исходная информация, жизненный цикл, нейронные сети, интеллектуальная АСУ ТП.

Для цитирования: Аракелян Э.К., Щербатов И.А. Снижение влияния неопределенности исходной информации в интеллектуальных автоматизированных системах управления тепловыми процессами при обеспечении надежной эксплуатации энергетического оборудования // Вестник МЭИ. 2021. № 3. С. 78—87. DOI: 10.24160/1993-6982-2021-3-78-87.

Reducing the Impact of Source Information Uncertainty in Intelligent Automated Thermal Process Control Systems in Ensuring Reliable Operation of Power Equipment

E.K. Arakelyan, I.A. Shcherbatov

The uncertainty of the source information is used to solve key tasks in an intelligent automated thermal process control system affects the calculation of control actions, the implementation of equipment optimal operating modes and, as a result, leads to degraded reliability. As a rule, this type of information can be qualitative (the use of expert knowledge) or quantitative in nature. In this regard, it is extremely important to reduce the impact of uncertainty.

The aim of the study is to identify the types and origins of uncertainty in the source information used by an intelligent automated process control system and to develop approaches to reduce its impact on the reliability of power equipment operation.

The approaches used to ensure the specified indicators of reliability, efficiency and environmental friendliness in modern intelligent automated process control systems are based on predictive strategies, according to which the technical condition of equipment and specific degradation processes are predicted. This means that various types of uncertainty can have a significant negative impact.

To reduce the influence of uncertainty of the initial information that affects the reliability of power equipment operation, the use of artificial neural networks is proposed. Their application opens the possibility to predict the occurrence of equipment defects and failures based on retrospective data for specified forecast time intervals.

A method for reducing the impact of anomalies contained in the source information used in an intelligent process control system for energy facilities is demonstrated. Data omissions and outliers are investigated, the elimination of which reduces the impact of uncertainty and improves the quality of solving key problems in intelligent automated process control systems. Experimental studies were carried out that made it possible to identify the mathematical methods for removing omissions and anomalies in the source information in the best way.

Methodological aspects of eliminating various types of uncertainty that exist in managing of power facilities by means of intelligent automated process control systems at the key stages of the power equipment life cycle are described.

Key words: uncertainty, source information, life cycle, neural networks, intelligent automated process control system.

For citation: Arakelyan E.K., Shcherbatov I.A. Reducing the Impact of Source Information Uncertainty in Intelligent Automated Thermal Process Control Systems in Ensuring Reliable Operation of Power Equipment. Bulletin of MPEI. 2021;3:78—87. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2021-3-78-87.

Введение

Решение основных задач в энергетике (управления, оптимизации и принятия решений) [1] базируется на огромных массивах исходной информации. Под исходной информацией понимают данные, поступающие на вход систем управления, диспетчеризации и принятия решений, представленные в числовом виде и имеющие привязку к моменту времени поступления на вход системы (регистрации в базе данных) [2].

Исходная информация бывает:

- количественной (получена с использованием средств измерений, расчетных показателей, числовых и балльных оценок);
- качественной (базируется на опыте человека-эксперта или лица, принимающего решения, и выражена в лингвистическом виде на ограниченном множестве естественного языка).

При формализации с использованием соответствующего математического аппарата качественная информация преобразуется в количественную [3]. Исходная информация характеризуется [4]:

- неполнотой, когда ее недостаточно для управления или принятия решения;
- недостоверностью, в случае, если средство измерения неисправно или оценка эксперта ошибочна;
- несвоевременностью, приводящей к тому, что синтез управляющих воздействий или рекомендации по принятию решения на основе этой информации не подходят, а в ряде случаев опасны, в силу того, что характеризуют не текущее состояние объекта, а то, которое к моменту поступления информации уже могло измениться.

Основными причинами возникновения неопределенности являются [5]:

- недостаточная изученность объекта/системы и процессов, которые в них протекают, обусловленная их сложностью или отсутствием знаний на текущем этапе исследования;

- отсутствие средств измерения и необходимость использования приближенных методов вычислений параметров и показателей;

- ошибки и помехи при измерении, расчетах, передаче и обработке данных, вызванные недостоверностью исходной информации;

- наличие большого количества факторов и воздействий, носящих стохастический характер и влияющих на объект/систему.

Основные направления снижения неопределенности исходной информации

В соответствие с [6] основными показателями надежности энергоблоков станций считаются: средняя наработка на отказ T_0 , полный назначенный срок службы $T_{сл.п.н}$, средний срок службы между капитальными ремонтами $T_{к.р.}$, удельная суммарная продолжительность плановых ремонтов на 1 год ремонтного цикла S_p , коэффициенты технического использования $K_{т.и}$ и готовности K_g .

Подавляющее большинство показателей надежности энергетического оборудования рассчитывают с применением известных зависимостей, теории вероятностей и математической статистики, и используют информацию о факте возникновения отказа. В целом на надежность эксплуатируемого энергетического оборудования влияют: надежность, заложенная в процессе проектирования и реализованная в ходе изготовления, хранения и транспортировки, качество монтажа, пусковых, режимно-наладочных, ремонтных и восстановительных работ, условия эксплуатации.

В основном используют систему планово-предупредительного ремонта [7] (превентивную стратегию), когда мероприятия по техническому обслуживанию и ремонту (ТОиР) проводятся заранее, циклически, при этом не учитывается реальное состояние оборудования, что ведет к увеличению стоимости работ, в силу того, что ТОиР выполняется даже на оборудовании, которое в момент проведения этого фактически не требует.

Обеспечение надежности по факту возникновения отказа и наличие системы плано-предупредительных ремонтов, в целом малоэффективны с точки зрения экономической целесообразности и проигрывают более продвинутым стратегиям ТОиР.

Наиболее приемлемое направление для обеспечения заданной надежности энергетического оборудования в текущих условиях — использование предиктивной стратегии [8, 9], т.е. ремонтов по состоянию, когда внедряются системы и средства мониторинга текущего состояния (встроенные в объект мониторинга или вынесенные, использующие дистанционные технологии сбора информации, например, измерение вибрации [10], измерения в инфракрасном диапазоне [11] и др.).

Для реализации предиктивной стратегии Министерством энергетики Российской Федерации утверждена методика оценки технического состояния энергетического оборудования [12], позволяющая реализовывать на практике предиктивную стратегию ТОиР. Она базируется на эмпирических формулах расчета безразмерного нормированного показателя — индекса технического состояния. Для расчета индекса технического состояния энергетического оборудования берутся следующие данные: завода-изготовителя, технической диагностики в процессе входного контроля, испытаний, мониторинга и технической диагностики в процессе эксплуатации, систем автоматизированного управления технологическими процессами. Кроме того, принимаются во внимание весовые коэффициенты перечисленных данных. Сами коэффициенты определены на основе экспертной информации и содержат неопределенность, обусловленную субъективизмом мнений экспертов.

Тенденции и тренды последних десятилетий свидетельствуют о росте числа аварийных и нештатных ситуаций на объектах энергетики, обусловленных различными аспектами, но ключевыми из них являются — старение и износ оборудования, а также человеческий фактор. Поэтому существуют два основных направления совершенствования мероприятий в рамках предиктивной стратегии ТОиР энергетического оборудования по поддержанию заданного уровня надежности:

- снижение неопределенности исходной информации, используемой при реализации стратегии с применением различных информационных систем (АСУ ТП, SCADA, предиктивной аналитики и др.);
- уменьшение влияния человеческого фактора при принятии решений о формировании перечня оборудования, направляемого на ТОиР.

Общие подходы к снижению влияния неопределенности исходной информации и обеспечению повышения надежности оборудования

Рассмотрим влияние каждого из приведенных аспектов. Недостаточная изученность технологичес-

ких или технических сторон функционирования оборудования способствует постепенному развитию негативных явлений, которые в итоге приводят к отказу или возникновению аварии. В отсутствии теоретических знаний о процессах, влияющих на надежность энергетического оборудования, или возможности построения адекватной математической модели, используют методы искусственного интеллекта и машинного обучения, способные строить требуемые функциональные зависимости. При этом объект представляется в виде черного ящика, а измеряются только входные и выходные переменные. К подобным математическим аппаратам относятся искусственные нейронные сети [13].

Для устранения неопределенности выстраиваются две функциональные зависимости:

- дефектов энергетического оборудования от параметров, меняющихся во времени и являющихся характеристикой текущего технического состояния [14];
- между фактическим (выявленным в ходе диагностики или осмотра) или скрытым идентифицированным (в результате использования нейросетевой модели — функциональной зависимости) наличием дефектов и возможным отказом или аварией [15].

Первая функциональная зависимость может быть формализована как:

$$D = f(P_i), \quad (1)$$

где D — набор маркеров идентифицируемых дефектов; P_i — совокупность параметров, характеризующих наличие соответствующего маркера дефекта.

Под маркером понимается бинарный показатель, принимающий значения 0 или 1, свидетельствующий о наличии или отсутствии конкретного дефекта.

Вторая функциональная зависимость выглядит следующим образом:

$$O = f(D_j), \quad (2)$$

где O — вероятность прогнозируемых отказа или аварии; D_j — совокупность дефектов, сопровождающих отказ энергетического оборудования.

В качестве реализации функциональных зависимостей в формах (1), (2) используют многослойные перцептроны прямого распространения сигнала [16].

Таким образом, имея измеряемые входы и выходы объекта, привязанные к реальному масштабу времени, а также факты достоверной и своевременной фиксации дефектов и отказов, можно реализовать нейросетевую подсистему снижения влияния неопределенности информации в части недостаточной изученности оборудования.

Еще одной существенной причиной неопределенности исходной информации, влияющей на обеспечение заданной надежности оборудования, считается отсутствие средств измерений. Наиболее часто применяемый подход в этом случае — приближенные методы вычисления вкуче с различными расчетными форму-

лами, обеспечивающими получение значения требуемого параметра или показателя. Часть неопределенности исходной информации в этом случае устраняется за счет применения экспертных знаний. Несмотря на субъективизм суждений конкретного человека-эксперта, применение соответствующих процедур извлечения знаний может снизить неопределенность исходной информации [17].

Таким образом, мнение эксперта в определенных ситуациях заменяет собой отсутствующее средство измерения. Например, подобная ситуация зачастую складывается в результате визуального осмотра энергетического оборудования на станциях, когда с помощью зрения, слуха и обоняния фиксируются явные дефекты или нарушения в работе оборудования. В методике Минэнерго [13] для оценки технического состояния энергетического оборудования берутся данные обходов и осмотров оборудования, информация из журнала дефектов. Для этих целей и нужны теория нечетких множеств как математический аппарат формализации экспертных знаний и нечеткая логика для получения требуемого решения на основе этих знаний. Влияние субъективизма знаний снижается за счет применения текстологических методов, наблюдений за деятельностью эксперта, привлечения групп экспертов, обработки и согласования их мнений. При работе с теорией нечетких множеств для указанных целей часто используют трапециевидные функции принадлежности с верхним основанием, фиксирующим фактически зону неуверенности эксперта.

В состав АСУ ТП станций входит большое число измерительной, передающей и вычислительной техники, в том числе функционирующей вблизи энергетического оборудования, являющегося источником сильных электромагнитных полей и электростатических разрядов. Существуют наводки на линии связи. СВ данном случае крайне важна помехоустойчивость. К современным АСУ ТП станций предъявляют жесткие требования (электромагнитная совместимость оборудования, качественный монтаж и пр.), прописанные как государственными [18], так и отраслевыми [19] стандартами.

Повсеместный переход на цифровые промышленные стандарты и сети передачи данных в энергетике повышает помехозащищенность за счет применения цифровых кодов, подвергающихся проверке, и обеспечивает более высокое качество получения актуальной информации в режиме реального времени. Однако в цифровых данных, поступающих в базы данных АСУ ТП, имеются аномалии, к которым относят пропуски и выбросы. В литературных источниках описано большое число методов и алгоритмов восстановления данных при наличии пропусков [20 — 22]. Их общая черта — заполнение пропущенного одного или нескольких значений. В самом простом случае, когда пропуск единичен, или единичные пропуски отстоят

друг от друга значительно по временной шкале, пропуски просто игнорируются.

Еще один способ — всевозможные замены: специальным маркером (чтобы понимать когда был пропуск, при этом не меняя имеющийся объем данных), средним и медианным значениями, повторением результата последнего наблюдения, использованием метода ближайших соседей, линейной регрессией, EM-алгоритмом, сингулярным разложением и др.

Важной задачей, связанной с аномалиями данных, является устранение выбросов, к которым относят значения, существенно отличающиеся от присутствующих в выборке. Причины возникновения выбросов — неопределенность измерений имеющейся выборки данных, преднамеренное искажение данных, ошибки в предположениях об имеющемся распределении данных и пр.

Выбросы могут быть устранены с помощью различных статистических методов в том случае, если известен их характер, как, например, это сделано в [23]. Суть данной методики заключается в представлении имеющейся выборки данных в виде линейной регрессии и дальнейшем поиске выбросов по компонентам. Потенциальные выбросы устанавливают поиском студентизированной ошибки и ее сравнением с показателем распределения Стьюдента.

Если известно, что распределение является гауссовским, то в качестве верхней границы (выше которой все данные маркируются как выбросы) можно использовать метод стандартных отклонений.

Снижение влияния неопределенности при интеллектуализации АСУ ТП

Одна из ключевых задач интеллектуализации АСУ ТП — расчет, анализ и управление технико-экономическими показателями (ТЭП) станции. В соответствии с руководящими документами, определяющими типовой алгоритм расчета ТЭП, первый этап любого расчета — первичная обработка и контроль достоверности измеряемой технологической информации. Таким образом, крайне важным является снижение влияния неопределенности исходной информации, используемой при расчете ТЭП.

Все вычисляемые ТЭП (номинальные, нормативные и фактические) определяют на базе исходной информации, обладающей неопределенностью, обусловленной неполнотой, недостоверностью и несвоевременностью. Следует отметить, что неполнота информации фактически исключена на этапе проектирования, когда для решения задач расчета, анализа и управления ТЭП в АСУ ТП заводят все требуемые измерительные сигналы, а также расчетные зависимости, обеспечивающие вычисление неизмеряемых параметров.

Устранение неопределенности на этапе предварительной обработки измерительной информации включает в себя усреднение параметров, нахождение абсо-

лутных давлений среды, вычисление расходов среды по перепаду давлений и их коррекцию с учетом изменения удельного объема [24]. Результат предобработки — массив исходной информации для расчета ТЭП на оперативном интервале.

В основных руководящих документах [24, 25] прописаны требования к проверке достоверности исходной информации.

Для параметров, не проходящих контроль с использованием технологических взаимосвязей, выполняется контроль превышения минимальных и максимальных значений (уставок). К таким параметрам относят: давление перед расходомерным устройством для питательной воды за ПВД после байпаса, температуру перед расходомерным устройством для природного газа, подаваемого на котел и ряд других.

Для параметров, проходящих контроль с использованием технологических взаимосвязей, осуществляется дополнительный расчет по соответствующим зависимостям: содержание кислорода за котлом, давление пара перед стопорными клапанами ЦВД по каждой линии и др).

Для наиболее важных параметров, таких как расход питательной воды и газа, мощность генератора, температура сетевой воды и др., предусматривается дублирование каналов измерений. Для наиболее важных параметров используется троирование измерений, и в этом случае достаточно просто находится неисправный датчик.

Контроль достоверности и коррекцию измеренных значений параметров выполняют на базе метода статистической фильтрации. Для цифровых датчиков до сих пор нерешенной остается задача эффективного снижения неопределенности исходной информации в части пропусков и аномалий данных в измерительной информации;

Пусть в соответствии с [26] имеется множество измеренных значений технологических параметров $\hat{D} = (\hat{D}_1, \dots, \hat{D}_n)$ в конкретные моменты времени t_1, \dots, t_p , (t_p — количество значений), тогда можно составить матрицу $M_D = \left| \hat{d}_{ij} \right|$, $i = \overline{1, n}$ (число параметров), $j = \overline{1, p}$. Пусть \hat{d}_{ij}^* — значение пропуска в выборке. Восстанов-

ление единственного пропущенного значения в выборке по параметру D_i возможно с помощью функциональной зависимости $FP_i(D_i)$. Тогда задача восстановления единственного пропущенного значения в выборке по одному параметру — $\forall \hat{d}_{ij}^* \exists FP_i(D_i) : \arg \min \left\| \hat{d}_{ij}^* - \hat{d}_{ij} \right\|$.

С целью выбора наиболее подходящего метода восстановления единичного пропуска проводились эксперименты для различных параметров (температуры, давления, расхода) с использованием регрессионных моделей, метода опорных векторов (SVM) и искусственных нейронных сетей (ИНС, перцептрон прямого распространения сигнала). Результаты представлены в табл. 1. Они свидетельствуют о целесообразности работы с регрессионными моделями для решения задачи восстановления пропусков в данных.

При идентификации выбросов можно использовать методику [23], однако в сравнении с нейронной сетью она менее эффективна. Необходимость точного знания закона распределения параметра существенно ограничивает ее применение, поэтому для реализации классификатора, обеспечивающего решение задачи идентификации выбросов, разработана архитектура искусственной нейронной сети — двухслойный перцептрон прямого распространения сигнала. Количество нейронов входного слоя — 100 (окно выборки анализируемых исходных данных, а нейронов скрытого слоя — 800 (выбрано, исходя из обеспечения требуемой точности функционирования сети при минимально возможном времени идентификации выброса). Выходной слой состоит из одного нейрона, сигнал на нем означает наличие/отсутствие выброса. Функции активации нейронов — сигмоидные, позволяющие достичь наилучших обобщающей способности и точности. Сглаживание и восстановление значения протекает с использованием регрессионной модели или сплайн интерполяции [26, 27].

Для подтверждения полученных результатов выполнены опыты с использованием данных по измерениям ряда параметров. При реализации классификатора на основе нейронных сетей классифицированы 100% выбросов и нормальных значений параметров (фрагмент представлен в табл. 2).

Существует ряд видов неопределенности исходной информации, которые могут оказывать влияние на рас-

Таблица 1

Результаты экспериментов

Пропуски	Алгоритм	СКО (RMSE)	Алгоритм	СКО (RMSE)
1 столбец (10%)	SVM	0,27517	ИНС	0,82636
1 строка (10%)	SVM	0,37958	ИНС	1,64428
3 столбца (30%)	SVM	0,31582	ИНС	1,1475
3 строки (30%)	SVM	0,19736	ИНС	4,8081
5 столбцов (50%)	SVM	0,35404	ИНС	2,3039
5 строк (50%)	Линейная регрессия	0,38985	ИНС	2,6446

Идентификация выбросов с помощью нейронной сети

Температура окружающего воздуха, °С	Давление в конденсаторе, кПа	Электрическая мощность, МВт	Идентификация выбросов по ГОСТ	Идентификация выбросов с помощью нейросети
8,340	4,077	480,48	0	0,0001
23,64	5,849	445,75	0	0,0005
29,74	5,690	438,76	1	0,9983
19,07	4,969	453,09	0	0,0003
11,80	4,066	464,43	0	0,0044
13,97	3,916	470,96	0	0,0067
22,10	7,129	442,35	0	0,0023
14,47	4,176	464,00	0	0,0002
31,25	6,951	428,77	0	0,0006
6,770	3,818	484,31	0	0,0045
29,30	7,004	426,25	1	0,9924

чет ТЭП и надежность технологического оборудования. Известно, что формулы для расчетов получены полуэмпирическим путем, содержат эмпирические константы, базируются на ряде упрощений и допущений, а значит, являются источниками погрешности и неопределенности измерений, допущений и упрощений (применяемых при формировании модели для расчетов вычисляемых показателей).

Для снижения погрешности и неопределенности измерений при расчете ТЭП (возможный способ устранения неопределенности) можно использовать уменьшение интервала усреднения параметров, особенно в переходных и нестационарных режимах [28].

Для важных параметров в составе АСУ ТП станции применяется дублирование каналов измерительной информации [29]. Различие в показаниях более чем на удвоенную погрешность — основание для выдачи сигнала о неисправности одного из датчиков. Однако установить, какой именно датчик следует использовать в качестве достоверного источника информации, должен оперативный персонал, принимающий решение на основе своих знаний и опыта. Дублирование датчиков влечет за собой дополнительные финансовые затраты. В случае существенного различия показаний необходимо идентифицировать неисправный датчик. В этом случае работа дежурного персонала сопряжена с риском неправильного определения. Человеческий фактор может помешать достоверному поиску неисправного устройства. Поэтому для таких целей все чаще применяют экспертные системы [29], решающие данную задачу более эффективно, поскольку на конечный результат не оказывают влияния отличающийся опыт, эмоциональное состояние и другие составляющие человеческого фактора. В ряде случаев для наиболее ответственных параметров используют измерение большим числом датчиков (три или более), что позволяет

с большей вероятностью определить неисправность одного из них.

В случае невозможности или нецелесообразности физического дублирования средств измерений работают методы установления достоверных интервалов изменения параметров на основе ретроспективных сведений, содержащихся в базе данных АСУ ТП станции. В основе настоящей идеи лежит гипотеза о том, что если имеется реализация какого-либо параметра в базе данных за достаточно продолжительный временной отрезок, то можно предположить, что и в дальнейшем данный технологический параметр будет вести себя аналогичным образом в одних и тех же режимах, при условии, что показания — достоверны. Исходя из этой информации, выделяют интервалы достоверных показаний для различных режимов. Выход за границы интервала при одинаковых режимах служит сигналом о недостоверности показаний и/или неисправности средства измерения [29].

Для контроля достоверности измерений применяют методы имитационного моделирования. Для этого строят имитационную модель, по которой рассчитывают некоторое истинное (принимаемое таковым с учетом обоснований) значение, которое затем сравнивают с измеренным. В случае существенного отклонения оцениваются достоверность показаний, сигнализация о неисправности датчика, а также восстановление показаний.

Для контроля достоверности и восстановления показаний датчиков применяют методы искусственного интеллекта, например, теорию нечетких множеств и нечеткую логику [30]. Если повышение температуры сопровождается ростом давления в аппарате (лингвистические переменные), то составляется набор продукционных правил, образующих базу знаний интеллектуальной АСУ ТП в идентификации неисправных

датчиков. Правила имеют вид: *ЕСЛИ... , ТО...* Например, *ЕСЛИ «давление» = высокое, а «температура» = средняя, ТО «заключение» = датчик неисправен.*

Сами значения лингвистических переменных образуют терм-множества: «высокая», «средняя», «низкая» и могут быть формализованы с использованием трапециевидной функцией принадлежности. Верхняя сторона трапеции служит зоной неопределенности. Зачастую она используется как инструмент формализации неопределенности эксперта, но также может заключать в себе неопределенность результатов измерений, содержащих погрешности измерений.

Для расчетных показателей берут различные зависимости, в том числе полученные эмпирическим путем. Их строят на базе системы упрощений и допущений, обеспечивающей анализ только требуемых аспектов решаемой задачи, а также необходимые скорость проведения расчетов и сложность полученной математической модели.

На данном этапе для повышения качества расчетов и повышения их точности привлекают экспертов предметной области. Это позволит создать систему упрощений и допущений, дающую наилучшее решение задачи расчета ТЭП. Для опроса экспертов применяют анкетирование (письменный опрос с помощью заранее составленных вопросов), интервьюирование (устный опрос с фиксацией ответов экспертов), метод Дельфы (многоуровневую итерационную процедуру экспертов, не взаимодействующих друг с другом, предполагающую последовательное согласование мнений после каждого этапа экспертизы), мозговой штурм (групповую работу экспертов с целью формирования требуемого набора допущений и упрощений) и ряд других.

При проведении экспертного опроса все оценки сводятся к количественным значениям на некоторой

шкале с требуемой интерпретацией результатов оценивания. После этого проводят согласование мнений экспертов и формирование окончательного варианта системы упрощений и допущений.

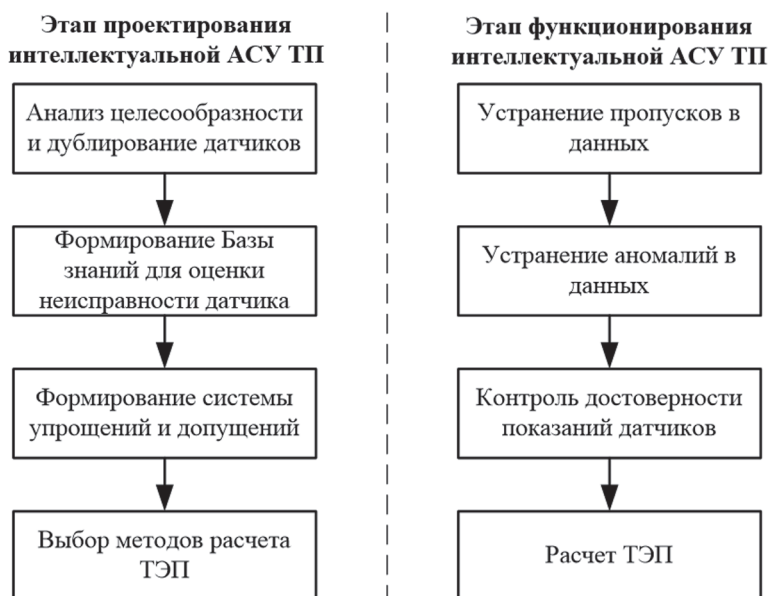
Методические аспекты снижения неопределенности исходной информации

Наличие неопределенности исходных данных может быть источником снижения качества управления объектами энергетики, прогнозирования и принятия решений, поэтому необходимо предусмотреть и реализовать в интеллектуальной АСУ ТП ряд концептуальных и технических изменений, обеспечивающих снижение влияния различных видов неопределенности исходных данных, которые в конечном итоге способны повлиять на экономическую эффективность и надежность эксплуатации оборудования.

В составе жизненного цикла интеллектуальной АСУ ТП выделяют два наиболее важных этапа — проектирование и функционирование (рисунок).

На этапе проектирования необходимо:

- проанализировать целесообразность дублирования датчиков, с помощью которых измеряются технологические параметры:
 - оценка степени важности параметра и вариант дублирования;
 - синтез алгоритма контроля достоверности показаний;
- синтезировать базу знаний и систему нечеткого логического вывода для идентификации неисправного датчика:
 - формализовать экспертные знания в виде лингвистических переменных и продукционных правил;



Устранение неопределенности исходных данных при расчете ТЭП интеллектуальных АСУ ТП

— реализовать систему нечеткого логического вывода, позволяющую интерпретировать полученные решения;

— синтезировать алгоритм идентификации неисправного средства измерения технологического параметра на основе базы знания;

- сформировать систему упрощений и допущений, используемую при построении математических моделей таким образом, чтобы она гарантировала снижение числа факторов неопределенности;

- выбрать требуемые методы расчета ТЭП так, чтобы они обеспечивали оптимальные режимы функционирования оборудования.

На этапе функционирования интеллектуальной АСУ ТП необходимо:

- устранить как одиночные, так и множественные пропуски в данных, поступающих от различных подсистем интеллектуальной АСУ ТП;

- синтезировать алгоритмы идентификации и устранения аномалий в данных, обеспечить их программную реализацию;

- реализовать контроль достоверности показаний датчиков в режиме реального времени;

Литература

1. Аракелян Э.К., Пикина Г.А. Оптимизация и оптимальное управление. М.: Издат. дом МЭИ, 2008.
2. Калядин А.Ю. SCADA-системы для энергетиков // Энергетик. 2000. № 9. С. 31—33.
3. Щербатов И.А. Управление сложными слабоформализуемыми многокомпонентными системами. Ростов-на-Дону: Изд-во ЮНЦ РАН, 2015.
4. Симанков В.С., Бучацкая В.В., Теплоухов С.В. Подход к учету неопределенности исходной информации в системных исследованиях // Вестник Адыгейского государственного ун-та. Серия «Естественно-математические и технические науки». 2017. Вып. 3(206). С. 100—108.
5. Щербатов И.А. Неопределенность в задачах моделирования и управления сложными слабоформализуемыми системами // Вестник НГУЭУ. 2014. № 3. С. 306—321.
6. ГОСТ 27625—88. Блоки энергетические для тепловых электростанций. Требования к надежности, маневренности и экономичности.
7. Ящуря А.И. Система технического обслуживания и ремонта энергетического оборудования. М.: Изд-во НЦ ЭНАС, 2017.
8. Selcuk S. Predictive Maintenance, Its Implementation and Latest Trends // Proc. Institution of Mechanical Engineers. Pt. B. J. Engineering Manufacture. 2016. V. 231. No. 9. Pp. 1670—1679.
9. Щербатов И.А. Современное состояние проблемы разработки систем предиктивной аналитики в энергетике // J. Advanced Research in Techn. Sci. 2019. № 14(2). С. 118—123.

- использовать модифицированные методы расчета ТЭП, в качестве исходных данных для которых взять оригинальные алгоритмы снижения влияния неопределенности.

Заключение

Проанализированы основные виды неопределенности исходных данных, а также источники их возникновения, влияющие на надежность энергетического оборудования. Предложены подходы, обеспечивающие снижение влияния неопределенности исходных данных, и сформулированы методические аспекты для данных подходов на двух ключевых этапах жизненного цикла интеллектуальной АСУ ТП объектов энергетики.

Дальнейшее направление исследования — разработка архитектуры интеллектуальной АСУ ТП, в которую войдут предложенные концептуальные и методологические решения снижения влияния неопределенности. Реализация архитектуры позволит повысить точность расчета ТЭП, оптимального управления режимами, а также повысить надежность эксплуатации оборудования энергетики.

References

1. Arakelyan E.K., Pikina G.A. Optimizatsiya i Optimal'noe Upravlenie. M.: Izdat. Dom MEI, 2008. (in Russian).
2. Kalyadin A.Yu. SCADA-sistemy dlya Energetikov. Energetik. 2000;9:31—33. (in Russian).
3. Shcherbatov I.A. Upravlenie Slozhnymi Slaboformalizuemyimi Mnogokomponentnymi Sistemami. Rostov-na-Donu: Izd-vo YUNTS RAN, 2015. (in Russian).
4. Simankov V.S., Buchatskaya V.V., Teploukhov S.V. Podkhod k Uchetu Neopredelennosti Iskhodnoy Informatsii v Sistemnykh Issledovaniyakh. Vestnik Adygeyskogo Gosudarstvennogo Un-ta. Seriya «Estestvenno-Matematicheskie i Tekhnicheskie Nauki». 2017;3(206): 100—108. (in Russian).
5. Shcherbatov I.A. Neopredelennost' v Zadachakh Modelirovaniya i Upravleniya Slozhnymi Slaboformalizuemyimi Sistemami. Vestnik NGUEU. 2014;3:306—321. (in Russian).
6. GOST 27625—88. Bloki Energeticheskie dlya Teplovykh Elektrostantsiy. Trebovaniya k Nadezhnosti, Manevrennosti i Ekonomichnosti. (in Russian).
7. Yashchura A.I. Sistema Tekhnicheskogo Obsluzhivaniya i Remonta Energeticheskogo Oborudovaniya. M.: Izd-vo NTS ENAS, 2017. (in Russian).
8. Selcuk S. Predictive Maintenance, Its Implementation and Latest Trends. Proc. Institution of Mechanical Engineers. Pt. B. J. Engineering Manufacture. 2016;231; 9:1670—1679.
9. Shcherbatov I.A. Sovremennoe Sostoyanie Problemy Razrabotki Sistem Prediktivnoy Analitiki v Energetike. J. Advanced Research in Techn. Sci. 2019; 14(2):118—123. (in Russian).

10. Савоськин В.В., Черкашин М.В. Технологии и решения по вибрационному контролю и диагностике технического состояния динамического оборудования // Автоматизация в промышленности. 2016. № 3. С. 29—32.
11. Вавилов В.П., Александров А.Н. Инфракрасная термографическая диагностика в строительстве и энергетике. М.: НТФ «Энергопрогресс», 2003.
12. Приказ Министерства энергетики РФ № 676 от 26 июля 2017 г. «Об утверждении методики оценки технического состояния основного технологического оборудования и линий электропередачи электрических станций и электрических сетей».
13. Проталинский О.М., Андришин А.В., Щербатов И.А., Проталинский И.О. Система идентификации дефектов технологического оборудования объектов энергетики // Энергосбережение и водоподготовка. 2018. № 5(115). С. 56—63.
14. Protalinsky O.M., Shcherbatov I.A., Stepanov P.V. Identification of the Actual State and Entity Availability Forecasting in Power Engineering Using Neural-network Technologies // J. Physics: Conf. Series. 2017. V. 891. P. 012289.
15. Проталинский О.М., Щербатов И.А., Ханова А.А., Проталинский И.О. Адаптивная система прогнозирования надежности технологического оборудования объектов энергетики // Информатика и системы управления. 2019. № 1(59). С. 93—105.
16. Ефимов П.В., Щербатов И.А. Алгоритм идентификации явных дефектов технологического оборудования в энергетике на основе нейросетевой модели // Известия Юго-Западного гос. ун-та. Серия «Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение». 2018. Т. 8. № 2(27). С. 32—40.
17. Бородин В.А., Андришин А.В., Проталинский О.М., Ханова А.А. Многоэкспертная система планирования ремонтных программ энергетического оборудования // Управление развитием крупномасштабных систем: Материалы XII Междунар. конф. 2019. С. 460—467.
18. ГОСТ Р 51318.22—99. Совместимость технических средств электромагнитная. Радиопомехи промышленные от оборудования информационных технологий. Нормы и методы испытаний.
19. СТО 70238424.27L00.010—2011. Автоматизированные системы управления технологическими процессами (АСУТП) ТЭС: условия создания, нормы и требования.
20. Литтл Р.Дж.А., Рубин Д.Б. Статистический анализ данных с пропусками. М.: Финансы и статистика, 1990.
21. Злоба Е., Яцкие И. Статистические методы восстановления пропущенных данных // Computer Modelling & New Technologies. 2002. Т. 6. № 1. С. 51—61.
22. Абраменкова И.В., Круглов В.В. Методы восстановления пропусков в массивах данных // Программные продукты и системы. 2005. № 2. С. 18-22.
10. Savos'kin V.V., Cherkashin M.V. Tekhnologii i Resheniya po Vibratsionnomu Kontrolyu i Diagnostike Tekhnicheskogo Sostoyaniya Dinamicheskogo Oborudovaniya. Avtomatizatsiya v Promyshlennosti. 2016;3:29—32. (in Russian).
11. Vavilov V.P., Aleksandrov A.N. Infrakrasnaya Termograficheskaya Diagnostika v Stroitel'stve i Energetike. M.: NTF «Energoprogress», 2003. (in Russian).
12. Prikaz Ministerstva Energetiki RF № 676 ot 26 Iyulya 2017 g. «Ob Utverzhenii Metodiki Otsenki Tekhnicheskogo Sostoyaniya Osnovnogo Tekhnologicheskogo Oborudovaniya i Liniy Elektropredachi Elektricheskikh Stantsiy i Elektricheskikh Setey». (in Russian).
13. Protalinskiy O.M., Andryushin A.V., Shcherbatov I.A., Protalinskiy I.O. Sistema Identifikatsii Defektov Tekhnologicheskogo Oborudovaniya Ob'ektov Energetiki. Energoberezhnie i Vodopodgotovka. 2018; 5(115):56—63. (in Russian).
14. Protalinsky O.M., Shcherbatov I.A., Stepanov P.V. Identification of the Actual State and Entity Availability Forecasting in Power Engineering Using Neural-network Technologies. J. Physics: Conf. Series. 2017;891:012289.
15. Protalinskiy O.M., Shcherbatov I.A., Khanova A.A., Protalinskiy I.O. Adaptivnaya Sistema Prognozirovaniya Nadezhnosti Tekhnologicheskogo Oborudovaniya Ob'ektov Energetiki. Informatika i Sistemy Upravleniya. 2019;1(59):93—105. (in Russian).
16. Efimov P.V., Shcherbatov I.A. Algoritm Identifikatsii Yavnykh Defektov Tekhnologicheskogo Oborudovaniya v Energetike na Osnove Neyrosetevoy Modeli. Izvestiya Yugo-Zapadnogo Gos. Un-ta. Seriya «Upravlenie, Vychislitel'naya Tekhnika, Informatika. Meditsinskoe Priborostroenie». 2018;8;2(27):32—40. (in Russian).
17. Borodin V.A., Andryushin A.V., Protalinskiy O.M., Khanova A.A. Mnogoekspertnaya Sistema Planirovaniya Remontnykh Programm Energeticheskogo Oborudovaniya. Upravlenie Razvitiem Krupnomasshtabnykh Sistem: Materialy XII Mezhdunar. Konf. 2019; 460—467. (in Russian).
18. GOST R 51318.22—99. Sovmestimost' Tekhnicheskikh Sredstv Elektromagnitnaya. Radiopomekhi Industrial'nye ot Oborudovaniya Informatsionnykh Tekhnologiy. Normy i Metody Ispytaniy. (in Russian).
19. STO 70238424.27L00.010—2011. Avtomatizirovannye Sistemy Upravleniya Tekhnologicheskimi Protsessami (ASUTP) TES: Usloviya Sozdaniya, Normy i Trebovaniya. (in Russian).
20. Littl R.Dzh.A., Rubin D.B. Statisticheskii Analiz Danykh s Propuskami. M.: Finansy i Statistika, 1990. (in Russian).
21. Zloba E., Yatskie I. Statisticheskie Metody Vosstanovleniya Propushchennykh Danykh. Computer Modelling & New Technologies. 2002;6;1:51—61. (in Russian).
22. Abramenkova I.V., Kruglov V.V. Metody Vosstanovleniya Propuskov v Massivakh Danykh. Programmnye Produkty i Sistemy. 2005;2:18-22. (in Russian).

23. ГОСТ Р ИСО 16269-4—2017. Статистические методы. Статистическое представление данных. Ч. 4. Выявление и обработка выбросов.

24. РД 34.09.451—83. Типовой алгоритм расчета ТЭП мощных отопительных ТЭЦ. Ч. 1. Организационно-технологическая сущность расчетов.

25. РД 153-34.1-35.127—2002. Общие технические требования к программно-техническим комплексам для АСУ ТП тепловых электростанций.

26. Андришин А.В., Щербатов И.А., Цуриков Г.Н., Титов Ф.М. Система предиктивной аналитики для энергетических объектов // Управление развитием крупномасштабных систем: Материалы XII Междунар. конф. 2019. С. 566—570.

27. Arakelian E., Shcherbatov I., Tsurikov G., Titov F., Pashchenko A. Creation of Predictive Analytics System for Power Energy Objects // Management of Large-scale System Development: Proceedings XII Intern. Conf. 2019. P. 8911082.

28. Горбань Ю.А. Оптимизация периода расчета технико-экономических показателей энергоблока ТЭС: дис ... канд. техн. наук. М.: НИУ «МЭИ», 2020.

29. Захарченко В.Е. Контроль достоверности значений параметров в АСУ ТП // Имитационное моделирование. Теория и практика: Сб. трудов III Всерос. науч.-прак. конф. по имитационному моделированию и его применению в науке и промышленности. СПб.: ФГУП ЦНИИ технологии судостроения, 2007. С. 278—286.

30. Щербатов И.А. Глобальная цель сложной слабоформализуемой технической системы. Астрахань: Изд-во АГТУ, 2017.

23. GOST R ISO 16269-4—2017. Statisticheskie Metody. Statisticheskoe Predstavlenie Danykh. Ch. 4. Vyyavlenie i Obrabotka Vybrosov. (in Russian).

24. RD 34.09.451—83. Tipovoy Algoritm Rascheta TEP Moshchnykh Otopitel'nykh TETS. Ch. 1. Organizatsionno-tekhnologicheskaya Sushchnost' Raschetov. (in Russian).

25. RD 153-34.1-35.127—2002. Obshchie Tekhnicheskie Trebovaniya k Programmno-tekhnicheskim Kompleksam dlya ASU TP Teplovykh Elektrostantsiy. (in Russian).

26. Andryushin A.V., Shcherbatov I.A., Tsurikov G.N., Titov F.M. Sistema Prediktivnoy Analitiki dlya Energeticheskikh Ob'ektov. Upravlenie Razvitiem Krupnomasshtabnykh Sistem: Materialy XII Mezhdunar. Konf. 2019:566—570. (in Russian).

27. Arakelian E., Shcherbatov I., Tsurikov G., Titov F., Pashchenko A. Creation of Predictive Analytics System for Power Energy Objects. Management of Large-scale System Development: Proceedings XII Intern. Conf. 2019:8911082.

28. Gorban' Yu.A. Optimizatsiya Perioda Rascheta Tekhniko-ekonomicheskikh Pokazateley Energobloka TES: Dis ... Kand. Tekhn. Nauk. M.: NIU «MEI», 2020. (in Russian).

29. Zakharchenko V.E. Kontrol' Dostovernosti Znacheniy Parametrov v ASU TP. Imitatsionnoe Modelirovanie. Teoriya i Praktika: Sb. Trudov III Vseros. Nauch.-prak. Konf. po Imitatsionnomu Modelirovaniyu i Ego Primeneniyu v Nauke i Promyshlennosti. SPb.: FGUP TSNII Tekhnologii Sudostroeniya, 2007:278—286. (in Russian).

30. Shcherbatov I.A. Global'naya Tsel' Slozhnoy Slaboformalizuemoy Tekhnicheskoy Sistemy. Astrakhan': Izd-vo AGTU, 2017. (in Russian).

Сведения об авторах:

Аракелян Эдик Койрунович — доктор технических наук, профессор кафедры автоматизированных систем управления тепловыми процессами НИУ «МЭИ», e-mail: Edik_arakelyan@inbox.ru

Щербатов Иван Анатольевич — кандидат технических наук, доцент кафедры автоматизированных систем управления тепловыми процессами НИУ «МЭИ»

Information about authors:

Arakelyan Edik K. — Dr.Sci. (Techn.), Professor of Automated Control Systems for Thermal Processes Dept., NRU MPEI, e-mail: Edik_arakelyan@inbox.ru

Shcherbatov Ivan A. — Ph.D. (Techn.), Assistant Professor of Automated Control Systems for Thermal Processes Dept., NRU MPEI

Работа выполнена при поддержке: Российского научного фонда (грант № 19-19-00601)

The work is executed at support: Russian Science Foundation (Grant No. 19-19-00601)

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

Conflict of interests: the authors declare no conflict of interest

Статья поступила в редакцию: 16.11.2020

The article received to the editor: 16.11.2020