

## ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

УДК 519.873

**МЕТОДЫ МОНИТОРИНГА И ДИАГНОСТИКИ ДИНАМИЧЕСКИХ СЛОЖНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ НА БАЗЕ СРЕДСТВ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ****Шайхутдинов Д.В.***ФГБОУ ВО «Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова», Новочеркасск, e-mail: d.v.shaykhutdinov@gmail.com*

Выполнен анализ существующих подходов к мониторингу, контролю и диагностике сложных технических систем и процессов. Рассмотрены возможности применения и особенности реализации существующих средств для исследования и анализа состояния технологических процессов и системы. Предложен подход, основанный на создании моделей двух типов: высокоточных имитационных моделей и упрощенных имитационных моделей пониженной точности. Базовым является использование упрощенных имитационных моделей. Результаты их работы используются для построения прогнозов состояния системы. В случае обнаружения отклонений в каком-либо элементе выполняется моделирование его состояния с использованием высокоточной модели. В результате анализа современных средств диагностики предложен подход на базе синтеза натурно-модельного метода и метода адаптации модели с помощью искусственной нейронной сети. Для реализации имитационных моделей используется высокоточный метод конечных элементов. Для реализации метода натурно-модельных испытаний предложено использовать упрощенные модели пониженного порядка. Преимуществом моделей пониженного порядка является снижение размерности решаемой задачи и повышение оперативности мониторинга. Показано, что полученные результаты могут быть использованы для решения широкого класса задач, основанных на средствах имитационного моделирования.

**Ключевые слова:** динамические сложные технические системы, мониторинг, диагностика, метод натурно-модельных испытаний, искусственная нейронная сеть, модели пониженного порядка

**METHODS FOR DYNAMIC COMPLEX TECHNICAL SYSTEMS MONITORING AND DIAGNOSIS BASED ON IMITATION SIMULATION****Shaykhutdinov D.V.***Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI), e-mail: d.v.shaykhutdinov@gmail.com*

The analysis of existing approaches to monitoring, monitoring and diagnostics of complex technical systems and processes was performed. The possibilities of application and features of the implementation of existing tools for the study and analysis of the state of technological processes and systems are considered. An approach based on the creation of two types of models is proposed: high-precision imitation models and simplified imitational models of reduced accuracy. The basic is the use of simplified simulation models. The results of their work are used to build predictions of the state of the system. In case of detection of deviations in any element, its state is simulated using a high-precision model. As a result of the analysis of modern diagnostic tools, an approach based on the synthesis of the natural-model method and the model adaptation method using an artificial neural network has been proposed. For the implementation of simulation models using high-precision finite element method. To implement the method of full-scale model tests, it is proposed to use simplified models of reduced order. The advantage of reduced order models is to reduce the dimension of the problem being solved and to increase the monitoring efficiency. It is shown that the obtained results can be used to solve a wide class of problems based on simulation tools.

**Keywords:** dynamic complex technical systems, monitoring, diagnostics, the method of full-scale-model tests, artificial neural network, reduced-order models

Известные математические и компьютерные модели позволяют решать многие задачи исследования и проектирования технических систем. Однако сложность алгоритмической и программной реализации, высокие требования к вычислительной мощности используемых компьютеров, а также значительное время их вычислений затрудняют их применение в задачах мониторинга, диагностики и управления. Таким образом, на первый план выходит проблема оптимизации эффективности использования существующих технологий и разработка новых решений для повышения наблюдаемости, надежности и управля-

емости сложных технических систем. Стоит отметить, что для различных процессов и устройств в настоящее время разработаны и реализованы компьютеризированные системы управления, которые обеспечивают мониторинг параметров процесса. В случае, если указанные системы предназначены для сложных технических систем, они генерируют множество значений контролируемых параметров, которые несут лишнюю информацию, но не тождественны ей, и операторам часто бывает трудно эффективно контролировать данные системы, анализировать текущее состояние, обнаруживать и диагностировать аномалии и/или

предпринимать требуемые действия для управления. Соответственно, измерительная информация должна быть проанализирована и представлена таким образом, чтобы она отражала именно важные с точки зрения события и тренды. Наибольшей эффективности для решения описанных задач обладают средства, построенные на базе объединения отдельных подходов, обеспечивая минимизацию слабых качеств и усиление сильных.

На текущий момент для моделирования сложных технических процессов и систем академически применяются упрощенные подходы на основе теории графов: систем и сетей массового обслуживания, Марковских моделей, сетей Петри, логико-числовых полиномов и т.д. [1–3]. Однако данные средства позволяют учесть лишь логическое взаимодействие компонентов системы и не позволяют учитывать нелинейный характер их составляющих. Данное ограничение исключает возможное прямое применение графовых методов для решения поставленных в проекте задач. С точки зрения возможности учета нелинейности компонентов сложных технических систем более привлекательными являются: средства на основе непосредственного анализа измерительных данных, методы на базе аналитического моделирования и методы на базе искусственного интеллекта, а также подходы на базе объединения указанных методов. При этом каждый из методов может быть использован как для разработки моделей отдельных компонентов, так и для анализа системы в целом.

#### *Методы на основе прямого анализа данных*

Среди методов на основе прямого анализа измерительных данных наиболее популярными являются: метод главных компонент (РСА), дискриминантный анализ Фишера, метод частичных наименьших квадратов (PLS) и метод канонического анализа колебаний. Среди них чаще всего используются РСА и PLS. РСА нацелен на упрощение процесса мониторинга и заключается в проецировании измерительных данных в более низкоразмерное пространство, которое характеризует состояние процесса. РСА представляет собой метод уменьшения размерности, который дает более низкоразмерное представление, сохраняя при этом корреляционную структуру между переменными процесса [4]. Использование РСА для мониторинга многочисленных параметров некоторого объекта или процесса позволяет представить его состояние в виде точки в двух или трех измерениях, а изменчивость процесса может быть визуализирована с помощью одного графика [5]. Основное его

использование в настоящее время ограничивается интерпретацией основных тенденций в исследуемом объекте в удобной для оператора форме [6–8]. PLS, также известный как проекция на скрытые структуры, представляет собой метод уменьшения размерности для максимизации ковариации между предсказательной (независимой) матрицей  $X$  и предсказанной (зависимой) матрицей  $Y$  для каждого компонента уменьшенного пространства [9–11].

Средства, основанные на данных методах, применимы в основном в областях, в которых допустимо предположение о том, что первые несколько основных компонентов могут захватывать большинство изменений в многомерной базе данных. Однако, когда предположение не применимо, особенно когда размер исходных переменных высок, необходимы подходы, более подходящие к обучению. Несмотря на слабые стороны подходов, основанных на данных, методы РСА и PLS полезны для преобработки данных и устранения линейных зависимостей между переменными. Они также являются мощными инструментами для уменьшения размеров нейронных сетей [12–14].

#### *Аналитические методы мониторинга состояния сложных технических систем*

Аналитические подходы обычно включают в себя подробные математические модели, которые используют некоторые измеренные входные данные  $U$  и выход  $Y$  и генерируют такие функции, как остатки  $R$ , оценка параметров  $P$  и оценка состояния  $X$ . Затем, основываясь на этих значениях, могут быть выполнены обнаружение и диагностика неисправностей путем сравнения наблюдаемых значений признаков с характеристиками, связанными с нормальными рабочими условиями, непосредственно или после некоторых преобразований. Аналитические методы могут быть разделены на два общих: метод оценки параметров и метод, основанный на наблюдениях [15]. В методе оценки параметров остаток определяется как разность между номинальным и оценочным параметрами модели, а отклонения в параметрах модели служат основой для обнаружения и изоляции неисправностей [16]. В методе, основанном на наблюдениях, выход системы реконструируется с использованием измеренного значения или подмножества измерений с помощью наблюдателей. Разница между измеренным и оценочным выходами используется как вектор остатков [17]. Данные методы наиболее применимы в случае, если доступны точные первые принципы или другие математические модели, описывающие рас-

сма­три­вае­мый об­ъект или про­цесс. Ме­тод оцен­ки па­ра­мет­ров на­це­лен на оп­ре­де­ле­ние мес­та оши­бки, свя­зан­ной с из­ме­не­ни­ями па­ра­мет­ров мо­де­ли [18, 19]. Ме­тод, ос­но­ван­ный на на­б­лю­да­те­лях, пред­на­зна­чен для оп­ре­де­ле­ния со­во­куп­ных оши­бок и при­ме­ня­ет­ся, ес­ли не­ис­прав­но­сти свя­за­ны с из­ме­не­ни­ями в при­во­дах, дат­чи­ках или не­из­мер­и­мых пе­ре­мен­ных со­сто­я­ния. Не­из­мер­и­мые со­сто­я­ния вос­ста­нав­ли­ва­ют­ся из из­ме­ряе­мых вхо­д­ных и вы­ход­ных пе­ре­мен­ных с ис­поль­зо­ва­ни­ем на­б­лю­да­те­ля Луен­бер­ге­ра или ме­то­да филь­тра Кал­ма­на [20]. При­ме­не­ние ме­то­да на­б­лю­да­те­лей для мо­ни­то­рин­га пред­став­ле­но в ра­бо­тах [21–24].

Ос­нов­ным тре­бо­ва­ни­ем, предъ­яв­ляе­мым при ис­поль­зо­ва­нии аналитических методов мониторинга, является то, что для физически интерпретации уравнений состояния-пространства требуется подробная математическая модель объекта. Основным современным направлением развития коммерческого программного обеспечения для моделирования сложных технических систем является применение методов совместного моделирования [25]. При этом различные подсистемы моделируются распределенным образом в режиме черного ящика. Моделирование выполняется на уровне подсистемы без учета связанного характера проблемы. То есть только после завершения одного моделирования подсистемы будут обмениваться данными. Данный подход реализуется в таких распространенных программах, как Comsol Multiphysics, Matlab и Ansys. В настоящее время широкое распространение получают методы проектирования систем мониторинга, управления и диагностики на базе метода совместного моделирования. При этом для разработки и проектирования используются только средства моделирования [26]. Реализованное программное обеспечение управления может быть протестировано только внутри виртуального прототипа.

В большинстве случаев полные модели элементов систем используют несколько сотен или тысяч переменных, влияние каждой из которых на общую динамику системы часто недостаточно очевидно. Помимо этого, затруднительно поведенческое моделирование в реальном времени, которое при столь значительном количестве переменных нуждается в больших вычислительных мощностях. По этой причине полные модели для метода конечных разностей и метода конечных элементов используются главным образом для проверки характеристик готовых изделий. С другой стороны, для поведенческого моделирования в реальном времени, как правило, применяются сильно

упро­щён­ные мо­де­ли из двух-трёх обыкновенных дифференциальных уравнений, которые не в состоянии с приемлемой точностью описать динамику объекта; кроме того, возникают значительные сложности при попытке вручную преобразовать модель метода конечных элементов в поведенческую.

Мо­де­ли по­ни­же­но­го по­ря­дка [27] опи­сыва­ют лишь важ­ней­шие дина­мические черты объекта с помощью нескольких переменных состояния и нескольких обыкновенных дифференциальных уравнений. По­лу­чае­мую в ре­зуль­та­те упрощённую модель можно исследовать автономно или включить в совокупность моделей различных подсистем на уровне целой системы. В связи со значительно меньшим количеством переменных в модели пониженного порядка по сравнению с полной (исходной) моделью ее эффективность МПП в задачах реального времени не вызывает сомнений. Кроме экономии времени и машинных ресурсов, МПП также предоставляют возможность лёгкого построения на их основе поведенческих моделей, например, в среде MatLab Simulink, что является ещё одной их положительной чертой; при этом точность таких моделей оказывается значительно выше, чем точность сильно упрощённых поведенческих моделей из двух-трёх обыкновенных дифференциальных уравнений.

#### *Методы мониторинга состояния сложных технических систем на основе баз знаний*

Подходы, основанные на основе баз знаний реализуются во многих автоматизированных системах оценки состояния и включают эвристические и интеллектуальные подходы, обеспечивая анализ в условиях неопределенной, противоречивой или неподдающейся количественной оценке информации [28]. Технологии искусственного интеллекта, связанные с подходами, основанными на знаниях, включают экспертные системы, нечеткую логику, машинное обучение и распознавание образов.

#### *Экспертные системы*

Экспертная система – это программная система, которая консолидирует человеческий опыт для решения задач поддержки принятия решений, что полезно для решения проблем, связанных с неполной информацией или большим количеством сложных знаний. Экспертные системы особенно полезны для оперативных операций в области управления, поскольку они включают в себя символические и основанные на правилах знания, которые связывают ситуацию и действия, а также обладают способностью

объяснять линию рассуждений. Общее применение экспертной системной технологии в управлении процессом – это диагностика неисправностей. Как правило, базовые компоненты экспертной системы включают базу знаний, механизм вывода и пользовательский интерфейс. База знаний содержит либо неглубокие знания, основанные на эвристике, либо глубокие знания, основанные на структурных, поведенческих или математических моделях. Могут использоваться различные типы схем представления знаний, включая правила производства, фреймы и семантические сети [29]. Поскольку работа экспертной системы в значительной степени зависит от правильности и полноты информации, хранящейся в базе знаний, необходимо чтобы база знаний была всегда актуальна исследуемому объекту. Механизм вывода представляет механизмы вывода для непосредственного использования знаний, а механизмы обычно включают в себя обратную и прямую цепочку, тестирование гипотез, эвристические методы поиска и метаправила [30–32]. Наконец, пользовательский интерфейс преобразует пользовательский ввод в понятный для пользователя язык и представляет пользователю выводы и объяснения.

В настоящее время экспертные системы приняты во многих промышленных областях, включая техническое обслуживание оборудования, диагностику и контроль, безопасность установки и другие области техники [33–35]. В [36] описана комбинация экспертной системы с нейронными сетями для диагностики неисправности трансформатора. Известные ограничения экспертных систем:

- по мере увеличения размера базы знаний механизм вывода может оказаться неспособным своевременно идентифицировать решения;

- большинство экспертных систем являются специфичными для предметной области, и, как правило, экспертная система разрабатывается только для отдельного приложения;

- знания экспертов трудно приобретать и представлять, кроме того, они зачастую связаны с неопределенностями.

Для преодоления вышеуказанных ограничений перспективным подходом является интеграция экспертных систем с другими подходами к решению, такими как нечеткая логика, машинное обучение и методы распознавания образов.

#### *Нечеткая логика*

Нечеткая логика как механизм представления неопределенных знаний широко

применяется во многих технических приложениях [37–38]. Нечеткая логика обеспечивает механизм аппроксимации с использованием градуированных операторов вместо строго булевых. Это полезно для представления описаний процессов, таких как «высокий или низкий», которые по своей сути нечеткие и включают в себя качественные описания числовых значений, значимых для операторов. Нечеткая логика поддерживает представление переменных и отношений в лингвистических терминах. Лингвистическая переменная – это переменная с лингвистическим значением, которая принимает нечеткие значения и часто основана на количественной переменной в этом процессе. Например, лингвистическая переменная температуры трубы может принимать нечеткие значения «Низкий», «Нормальный» и «Высокий», и каждое нечеткое значение может быть смоделировано. Нечеткие логические системы обрабатывают неточность входных и выходных переменных напрямую, определяя их нечеткими членствами и наборами, которые могут быть выражены в лингвистических терминах. Сложное поведение процесса можно описать в общих чертах без четкого определения сложных связанных с ним явлений. Тем не менее сложно и трудоемко определять правильный набор правил и функций отношений для достаточно сложной системы; и тонкая настройка нечеткого решения может занять много времени. При этом существует ряд успешных приложений управления, которые сочетают технологии нечеткой логики и нейронных сетей технологических процессов. Например, в [38] описана система адаптации, которая объединяла алгоритмы нечеткой логики и нейронных сетей для разработки основанной на обследовании системы обоснования для выбора технологического оборудования, а в [39] представлено объединение преимуществ нечеткой логики и методов нейронных сетей для разработки интеллектуальной системы управления реактором (CSTR), который включал нестабильный нелинейный процесс с разомкнутым контуром. В [40] представлена система нечетких выводов, которая включала сеть подключений с логическими нейронами, связанными с бинарными и численными весами; и полученная в результате система нечеткой нейронной сети использовалась в симуляционном исследовании для оценки и контроля варки целлюлозной массы.

#### *Методы машинного обучения*

Методы машинного обучения часто применяются для обращения приобретения знаний (КА) при внедрении экспертных си-

стем. Узкое место КА возникает из-за того, что эксперты лучше собирают и архивируют дела, чем выражают свой опыт. При использовании методов машинного интеллекта для решения этой задачи, знания автоматически извлекаются из данных [41, 42]. Символическая информация может быть интегрирована в алгоритм обучения искусственной нейронной сети, а система обучения поддерживает моделирование и извлечение знаний.

#### *Методы распознавания образов*

Подходы к распознаванию образов применимы к мониторингу процессов из-за предполагаемой взаимосвязи между шаблонами данных и классами ошибок при игнорировании внутренних состояний или структур процесса; широко распространенный подход к распознаванию образов – это искусственные нейронные сети (ANN). Подход ANN включает нелинейное отображение между входами и выходами, которые состоят из взаимосвязанных нейронов, расположенных в слоях. Слои подключены так, что сигналы на входных слоях нейронной сети распространяются по всей сети. Общее нелинейное поведение нейронной сети определяется выбором топологии сети и весом связей между нейронами. В частных случаях мехатронных систем ANN были применены для обнаружения и диагностики неисправностей [43, 44].

#### **Выводы**

Существующие подходы на базе аналитического моделирования или методов интеллектуальной обработки данных не позволяют по отдельности найти эффективное решение обозначенной проблемы. Мониторинг сложных систем на основе аналитического моделирования потенциально может обеспечить максимальную адекватность, надежность и «прозрачность» выводов, однако требует моделей высокой размерности, что затрудняет обеспечение их актуальности и адекватности, особенно при решении задач в динамике. Кроме того, для создания системы мониторинга требуется подробная математическая модель объекта, что также в настоящее время сдерживает развитие данного направления. Известные математические и компьютерные модели позволяют решать многие задачи исследования и проектирования технических систем. Однако сложность алгоритмической и программной реализации, высокие требования к вычислительной мощности используемых компьютеров, а также значительное время их вычислений затрудняют их применение в задачах мониторинга,

диагностики и управления. Таким образом, на первый план выходит проблема оптимизации эффективности использования существующих технологий и разработка новых решений для повышения наблюдаемости, надежности и управляемости сложных технических систем. Перспективным направлением решения данной научной проблемы является натурно-модельный подход, основанный на рациональном объединении в единый непрерывный процесс моделирования и эксперимента. Результаты эксперимента выполняют функции «каркаса» для моделирования, обеспечивая адекватность моделей в динамике. Данный подход может быть применен и для разработки систем мониторинга на основе аналитического моделирования, и для построения средств синтеза таких систем. Оптимальное сочетание натурно-модельного подхода и методов интеллектуальной обработки данных, для случаев, когда эффективность натурно-модельного мониторинга невысока, является сложной научной проблемой.

Одно из решений данной проблемы представлено в патенте на изобретение [45]. В соответствующем изобретении методе предусмотрено улучшение динамической модели, по крайней мере одной системы технической установки во время работы системы посредством основанного на искусственном интеллекте алгоритма. Пособием методов искусственного интеллекта ищут в рабочих параметрах или рабочих и структурных параметрах системы зависимости между рабочими параметрами или рабочими и структурными параметрами и интегрируют идентифицированные при этом зависимости в динамическую модель в качестве новых зависимостей. Улучшение динамической модели в отношении повышения точности прогнозирования поведения системы охватывает идентификацию таких входных данных, которые ранее еще не были использованы динамической моделью. С помощью этих входных данных динамическая модель является расширяемой. «Динамическая модель» может быть описана детерминистично и аналитически или также посредством методов, основанных на искусственном интеллекте. Она может охватывать также физические и математические уравнения. Охваченными являются также комбинации названных элементов, в частности физические и/или математические уравнения, которые объединены с помощью методов, основанных на искусственном интеллекте. Таким образом, динамическая модель системы содержит один или несколько элементов из группы: графическая характеристика, физическое

уравнение, нейронная сеть, нечеткая логика, генетический алгоритм.

При этом рассматриваемый метод решает задачу технической диагностики за счет расширения числа рабочих и структурных параметров технической установки, поиска новых корреляционных зависимостей между параметрами и включения этих зависимостей в динамические модели системы, формируя таким образом сложную динамическую модель каждой системы технической установки. Для того чтобы использовать сложную динамическую модель системы, требуются значительные вычислительные ресурсы. Еще более значительные вычислительные ресурсы требуются для того, чтобы использовать для задач контроля множество динамических моделей систем, входящих в состав общей модели технической установки. Таким образом, «улучшение» динамических моделей приведет, на определенном шаге, к снижению эффективности работы системы технической диагностики, за счет увеличения затрат времени на ее использование.

Задача повышения оперативности оценки состояния сложной динамической технической установки, включающей множество подсистем, может быть решена путем модификации рассмотренного способа в следующую последовательность действий:

а) в технической установке и в рабочей зоне ее систем размещают датчики и производят измерения и преобразование сигналов, задающих рабочие и структурные параметры технической установки и ее систем;

б) строят на основании полученных данных и/или с использованием соответствующих физических уравнений не менее одной расширяемой высокоточной динамической модели для каждой системы, входящих в состав технической установки, причем расширяемая высокоточная динамическая модель системы основывается на системе физических уравнений, полученной, например, с использованием метода конечных элементов;

в) строят на основании полученных данных и/или с использованием соответствующих физических уравнений не менее одной улучшаемой упрощенной быстродействующей динамической модели для каждой системы, входящих в состав технической установки, причем улучшаемая упрощенная быстродействующая динамическая модель системы содержит только физические уравнения и строится, например, путем понижения порядка расширяемой высокоточной динамической модели системы;

г) строят динамическую обобщенную модель технической установки, интегриру-

ющую в себе все улучшаемые упрощенные быстродействующие динамические модели;

д) подводят к расширяемым высокоточным динамическим моделям систем технической установки в качестве входных данных рабочие параметры или рабочие и структурные параметры технической установки;

е) определяют выходные данные, которые характеризуют мгновенное и/или будущее поведение в эксплуатации системы и технической установки в целом циклично в виде следующей последовательности действий:

1. Посредством случайно выбранной расширяемой высокоточной динамической модели выполняется моделирование работы соответствующей случайной системы технической установки.

2. С помощью динамической модели случайной системы осуществляется определение выходных данных, которые характеризуют мгновенное и/или будущее поведение системы в ее эксплуатации.

3. Осуществляется определение реальных выходных данных, которые характеризуют мгновенное поведение случайной системы в ее эксплуатации.

4. Осуществляется сравнение полученных результатов и определение необходимости улучшения высокоточной динамической модели системы и, в случае необходимости, поиск посредством методов искусственного интеллекта в рабочих параметрах или рабочих и структурных параметрах рассматриваемой случайной системы зависимостей между рабочими параметрами или рабочими и структурными параметрами, интегрирование идентифицированных при этом зависимостей в соответствующую расширяемую динамическую модель случайной системы в качестве новых зависимостей, перестроение улучшаемой упрощенной быстродействующей модели систем и технической установки.

5. Осуществляется расчет выходных данных, которые характеризуют мгновенное и/или будущее поведение в эксплуатации всех составляющих систем и технологической установки в целом с помощью улучшаемых упрощенных быстродействующих динамических моделей.

6. В случае обнаружения факта неисправности в какой-либо системе технологической установки используют соответствующую данной системе расширяемую высокоточную динамическую модель для формирования вывода о причинах скрытой неисправности.

В предложенном виде реализуется оптимальное сочетание натурно-модельного

подхода и методов интеллектуальной обработки данных, для случаев, когда эффективность натурно-модельного мониторинга невысока, является сложной научной проблемой. Данное сочетание основано на использовании в качестве основы моделей – физических уравнений, а в качестве средства поддержания их адекватного состояния – алгоритмов, основанных на искусственном интеллекте. Перспективным является создание не менее двух динамических моделей – высокоточной и быстродействующей. При этом за счет организации циклической системы оценки состояния систем технической установки, при которой на каждом этапе цикла может быть расширена только одна динамическая высокоточная модель системы, что повышает оперативность мониторинга, а использование дополнительных упрощенных быстродействующих динамических моделей систем не приводит к существенному снижению достоверности.

*Представленные результаты получены в ходе выполнения проекта № 8.12811.2018/12.2 «Динамическое многоуровневое мультифизическое моделирование сложных систем с электромагнитными актуаторами» в рамках международного научно-образовательного сотрудничества по программе «Михаил Ломоносов». Работы были выполнены с использованием оборудования ЦКП ДиЭЭ ЮРГПУ (НПИ).*

### Список литературы

- Dubrov V.I., Oganyan R.G., Narakidze N.D., Aleksanyan G.K. On the mathematical simulation of digital substation technological processes. *Journal of Engineering and Applied Sciences*. 2017. № 12 (2). P. 276–282.
- Oganyan R.G., Narakidze N.D., Shaykhtudinov D.V., Gorbatenko N.I., Maksuta S.O. Implementation of inverse calculation method in diagnostics of digital electric substations. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering* 2017. № 177, A.n. 012083.
- Дубров В.И., Оганян Р.Г., Наракидзе Н.Д., Александрян Г.К. Разработка информационной системы для программно-аппаратной модели цифровой подстанции: сборник трудов XV Международной конференции NIDays 2016. М., 2016. С. 300–302.
- Severson K., Chaiwatanodom P., Braatz R.D. Perspectives on Process Monitoring of Industrial Systems. 9th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes SAFEPROCESS 2015: Paris, 2–4 September 2015. In: *IFAC-PapersOnLine*. 2015. Vol. 48. Issue 21. P. 931–939.
- Vieira G.G., Varela M.L.R., Putnik G.D., Machado J.M., Trojanowska J. Integrated platform for real-time control and production and productivity monitoring and analysis. *The Romanian Review Precision Mechanics. Optics & Mechatronics*. 2016. Issue 50. P. 119–127.
- Henseler J., Hubona G., Ray P.A. Using PLS path modeling in new technology research: updated guidelines. *Industrial Management & Data Systems*. 2016. Vol. 116 Issue: 1. P. 2–20.
- Bersimis S., Sgora A., Psarakis S. The application of multivariate statistical process monitoring in non-industrial processes. *Quality Technology & Quantitative Management*. 2018. Vol. 15. Issue 4. P. 526–549.
- Sliskovic D., Grbic R., Hocenski Z. Multivariate statistical process monitoring. *Tehniki vjesnik*. 2012. Vol. 19. Issue 1. P. 33–41.
- AlGhazzawi A., Lennox B. Monitoring a complex refining process using multivariate statistics. *Control Engineering Practice*. 2008. Vol. 16. P. 294–307.
- Gye-Soo K. Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM): An application in Customer Satisfaction Research. *International Journal of u- and e- Service, Science and Technology*. 2016. Vol. 9. No. 4. P. 61–68.
- Hebing L., Neymann T., Thüte T., Jockwer A., Engell S. Integrated condition monitoring and control of fed-batch fermentation processes. 11th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems Including Biosystems DYCOPS-CAB 2016: Trondheim, Norway, 6–8 June 2016. In: *IFAC-PapersOnLine*. 2016. Vol. 49. Issue 7. P. 621–626.
- Qi C., Li H.-L., Li S., Zhao X., Gao F. A fuzzy-based spatio-temporal multi-modeling for nonlinear distributed parameter processes. *Journal Applied Soft Computing archive*. 2014. Vol. 25. Issue C. P. 309–321.
- Wang T., Wang X., Zhang Y., Zhou H. Fault detection of nonlinear dynamic processes using dynamic kernel principal component analysis. In: 2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, A.n. 10344337.
- Dong Y., Qin S.J. Dynamic-Inner Partial Least Squares for Dynamic Data Modeling. 9th IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes ADCHM 2015: Whistler, Canada, 7–10 June. In: *IFAC-PapersOnLine*. 2015. Vol. 48. Issue 8. P. 117–122.
- N'Doye I., Voos H., Laleg-Kirati T.-M., Darouach M. Adaptive Observer Design and Parameter Identification for a Class of Nonlinear Fractional-Order Systems. In: 53rd IEEE Conference on Decision and Control, December 15–17, 2014. Los Angeles, California, USA, A.n.: 7040477.
- Du Y., Budman H., Duever T. Integration of fault diagnosis and control by finding a trade-off between the detectability of stochastic fault and economics. 19th IFAC World Congress. In: *IFAC Proceedings Volumes*. 2014. Vol. 47. Issue 3. P. 7388–7393.
- He D., Xi C., Lu A. Fault detection for switched T-S fuzzy systems in finite frequency domain. *Advances in Difference Equations*. 2016. Vol. 62. DOI: 10.1186/s13662-016-0785-7.
- Beck V.J., Arnold J.K. *Parameter Estimation in Engineering and Science*. Wiley, N.Y., 1977.
- Young, C.P. Parameter estimation for continuous-time models – a survey. *Automatica* 17, 1981. P. 23–29.
- Mayadevi N, Vinodchandra S.S., Ushakumari S. A Review on Expert System Applications in Power Plants. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*. February 2014. Vol. 4. No. 1. P. 116–126.
- Zhang K., Jiang B., Shi P., Cocquemot V. *Observer-Based Fault Estimation Techniques*. Springer, Switzerland. 2018.
- Ooi S.E., Fang Y., Lim Y., Tan Y. Study of Adaptive Model Predictive Control for Cyber-Physical Home Systems: 5th ICCST 2018, Kota Kinabalu, Malaysia, 29–30 August 2018. DOI: 10.1007/978-981-13-2622-6\_17.
- Ku, W., Storer, H.R., Geogakis, C., 1994. Uses of state estimation for statistical process control. *Computers & Chemical Engineering* 18. C. 571–575.
- Wong P.K., Xu Q., Jia M., Zhang C. *Engineering Applications of Intelligent Monitoring and Control. Mathematical Problems in Engineering*. 2017. Vol. 2017, A.n. 2945861.
- Sicklinger S., Belsky V., Engelmann B., Elmqvist H., Olsson H., Wüchner R., Bletzinger K.-U. Interface Jacobian-based Co-Simulation. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*. 11 May 2014. № 98 (6). P. 418–444.
- Beghi A., Marcuzzi F., Martin P., Tinazzi F., Zigliotto M. Virtual prototyping of embedded control software in me-

- chatronic systems: A case study // *Mechatronics*. 2016. Vol. 43. P. 99–111.
27. Синютин С.А., Воронков О.Ю. Метод формирования модели пониженного порядка микроэлектромеханической системы встроенными средствами программного пакета Ansys // *Инженерный вестник Дона*. 2016. № 4. URL: [ivdon.ru/magazine/archive/n4y2016/3902](http://ivdon.ru/magazine/archive/n4y2016/3902) (дата обращения: 17.09.2018).
28. Luo X., Zhang C., Jennings R.N. A hybrid model for sharing information between fuzzy, uncertain and default reasoning models in multi-agent systems. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*. 2002. № 10 (4). P. 401–450.
29. KarnavasIoannis Y.K., Chasiotis C.I. A Simple Knowledge Base Software Architecture for Industrial Electrical Machine Design: Application to Electric Vehicle's In-Wheel Motor. Conference: ISAT. 36th International Conference on Information Systems Architecture and Technology. At: Karpacz, Poland, 2015. P. 1–10.
30. Reis M.S., Gins G. Industrial Process Monitoring in the Big Data/Industry 4.0 Era: From Detection, to Diagnosis, to Prognosis. *Processes*. 2017. Vol. 5. Issue 35. URL: [https://brage.bibsys.no/xmlui/bitstream/handle/11250/2451637/16506\\_FULLTEXT.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://brage.bibsys.no/xmlui/bitstream/handle/11250/2451637/16506_FULLTEXT.pdf?sequence=1&isAllowed=y) DOI: 10.3390/pr5030035.
31. Oddan H. Multivariate Statistical Condition Monitoring. Norwegian University of Science and Technology, Trondheim. 2017.
32. Geman O., Saeid S., Costin C., Lhotska L. Challenges and Trends in Ambient Assisted Living and Intelligent Tools for Disabled and Elderly People. In: Conference: IWCIM Computational Intelligence for Multimedia Understanding conferenceAt: The Prague, Czech Republic. 2015. Vol. 1. DOI: 10.1109/IWCIM.2015.7347088.
33. Baccarini L.M.R., Rocha E Silva, V.V., De Menezes, B.R., Caminhas W.M. SVM practical industrial application for mechanical faults diagnostic. *Expert Systems with Applications*. 2011. Vol. 38. Issue 6. P. 6980–6984.
34. Xia Q., Rao M., Dynamic case-based reasoning for process operation support systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 1999. № 12 (3). С. 343–361.
35. Sun C.L., Uraikul V., Chan W.C., Tontiwachwuthikul P. An integrated expert system/operation research approach for automation of natural gas pipeline operations. *Engineering Applications Artificial Intelligence*. 2000. № 13 (4). P. 465–475.
36. Wang Z.X., Liu Y., Griffin J.P. Neural net and expert system diagnose transformer faults. *IEEE Computer Applications in Power*. 2000. № 13. P. 50–55.
37. Simani S. Residual generator fuzzy identification for automotive diesel engine fault diagnosis. *International Journal of Applied Mathematics and Computer, Science*. 2013. Vol. 23. P. 419–438.
38. Jain C.L., Johnson P.R., Takefuji Y., Zadeh A.L. (Eds.). *Knowledge-Based Intelligent Techniques in Industry*. CRC Press, N.Y., 1999.
39. Kasabov K.N. *Foundation of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering*. MIT Press., Cambridge, MA, 1996.
40. Verron S., Tiplica T., Kobi A. Fault detection and identification with a new feature selection based on mutual information. *Journal of Process Control*. 2008. Vol. 18. Issue 5. P. 479–490.
41. Mrugalski M. Advanced neural network-based computational schemes for robust fault diagnosis. Cham: Springer, 2014.
42. Belarbi K., Bettou K., Mezaache A. Fuzzy neural networks for estimation and fuzzy controller design: simulation study for a pulp batch digester. *Journal of Process Control*. 2000. № 10. P. 35–41.
43. Bakshi R.B., Stephanopoulos G. Representation of process trends – III multiscale extraction of trends from process data. *Computers & Chemical Engineering*. 1994. № 18 (4). P. 267–302.
44. Bakshi R.B., Stephanopoulos G. Representation of process trends – IV induction of real-time patterns from operating data for diagnosis and supervisory control. *Computers & Chemical Engineering*. 1994. № 18 (4). P. 267–302.
45. Пат. 2313815 Российская Федерация, МПК G 05 В 23/02. Устройство и способ для контроля технической установки, содержащей множество систем, в частности установки электростанции. Фик Вольфганг, Апель Мирко, Герк Уве; заявитель и патентообладатель Сименс Акциенгезельшафт (DE). № 2005112459/09; заявл. 04.07.03; опубл. 10.09.05, Бюл. № 25. 10 с.