

УДК 620.9:662.6:004.8

DOI: 10.24160/1993-6982-2017-5-130-138

Применение методологии искусственного интеллекта для формализации результатов обработки нечеткой информации

Г.Д. Крохин, Э.К. Аракелян, В.С. Мухин, А.И. Пестунов

Современные условия эксплуатации оборудования электростанций в переменных режимах и связанные с ними изменения их технического состояния во времени выдвинули на передний план ряд нерешенных вопросов для задач формирования моделей принятия решений и распознавания состояний на основе диагностики энергоустановок с использованием нечеткой информации для идентификации их состояния и управления процессами восстановления. Отсутствие единого методологического подхода в получении необходимой информации для диагностического контроля при решении подобных задач в условиях нечеткости и неоднородности исходной информации о фактическом состоянии оборудования и его ресурсе привели к тому, что существующие методы формирования данных и знаний в задачах анализа и принятия решений при управлении не идентифицированы и не взаимосвязаны с их математическими моделями, ориентированы на решение отдельных задач и не всегда обеспечивают соответствие параметров модели агрегата фактическому состоянию объекта управления. Вместе с тем переход энергетики от планово-предупредительного ремонта оборудования к ремонту по фактическому техническому состоянию привело к росту ответственности за принимаемые решения при определении времени и объема ремонтов и ужесточению требований к качеству моделей диагностики. Такой переход без соответствующей методической подготовки привел к неадекватностям диагностических моделей и моделей принятия решений, обусловленным использованием нечеткой информации о состоянии оборудования.

Вместе с тем в последние годы резко возрос интерес к различным аспектам проблемы интеллектуального управления, в частности интеллектуального управления технологиями по гибриднему принципу. Одно из основных направлений заключается в использовании аппарата нечетких систем и когнитивных нейронаук: нечетких множеств, нечеткой логики, нечеткого моделирования и управления, семантической организации памяти, нечеткой математики, искусственных нейронных сетей, распознавания образов, обработки информации нейронами и мозгом человека, его разумом, сознанием, мышлением, памятью и искусственной жизнью. Представлены результаты расширения практического применения аппарата и методов нечетких и гибридных систем в приложении к технологиям оценки технического состояния сложных технических и энергетических систем, особенно в условиях обработки и применения когнитивных нейронаук.

Ключевые слова: диагностика энергоустановок, ремонт по фактическому техническому состоянию, неадекватности диагностических моделей, проблемы интеллектуального управления, технологии по гибриднему принципу, когнитивные нейронауки.

Для цитирования: Крохин Г.Д., Аракелян Э.К., Мухин В.С., Пестунов А.И. Применение методологии искусственного интеллекта для формализации результатов обработки нечеткой информации // Вестник МЭИ. 2017. № 5. С. 130—138. DOI: 10.24160/1993-6982-2017-5-130-138.

Application of Artificial Intelligence Technology to Formalizing the Fuzzy Data Processing Results

G.D. Krokhin, E.K. Arakelyan, V.S. Mukhin, A.I. Pestunov

One of the distinctive features pertinent to the present-day conditions under which the power plant equipment operate is the necessity to run it in variable modes, as a result of which certain changes occur in the equipment technical state with time. These factors have generated the need of solving, on a priority basis, a number of unresolved matters concerned with creating models for decision-making and state recognition proceeding from power plant diagnostics with the use of fuzzy information for identifying the equipment state and managing the equipment recovering processes. It should be noted, however, that there is no unified methodological approach to obtaining the relevant information for diagnostic purposes in solving such problems under the conditions of fuzziness and inhomogeneity of initial information about the actual equipment state and its residual life. As a result, the existing methods for shaping data and knowledge in performing an analysis of data and in making managerial decisions are not identified and are not interconnected with their mathematical models. In addition, they are aimed at solving separate tasks and are not always able to ensure that the equipment set model's parameters are consistent with the actual state of the facility in question. At the same time, the shift that was done in the power industry from the policy of planned and preventive repairs to the policy of repairs according to the actual technical state has resulted in that a higher responsibility has to be undertaken by those who make decisions in determining the repair scope and timeframes, and, accordingly, more stringent requirements are imposed on the quality of diagnostic models. As a consequence of its having been made without doing proper methodical background work, such a shift has lead a situation in which the diagnostic and the decision-making models turned to be inadequate due to the use of information about the equipment state that contains uncertainties.

At the same time, recent years have seen a drastically grown interest in various aspects of the intellectual management problem, in particular, the intellectual management by technologies according to a hybrid principle. One of the main areas involves the use of techniques developed

within the framework of fuzzy systems and cognitive neural sciences: fuzzy sets, fuzzy logic, fuzzy modeling and management, semantic memory organization, fuzzy mathematics, artificial neural networks, pattern recognition, data processing by human neurons and brain, human consciousness, mind, memory, and artificial life.

The article presents the results from extending the range of practical applications of the fuzzy and hybrid system techniques as applied to the technologies of estimating the state of complex technical systems (including power systems), especially under the conditions of data processing and using cognitive neural sciences.

Key words: power plants diagnostics, repair according to the actual technical state, inadequacy of diagnostics models, intellectual management problems, hybrid principle technologies, cognitive neural sciences.

For citation: Krokhin G.D., Arakelyan E.K., Mukhin V.S., Pestunov A.I. Application of Artificial Intelligence Technology to Formalizing the Fuzzy Data Processing Results. MPEI Vestnik. 2017;5: 130—138. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2017-5-130-138.

Введение

Нечеткие технологии информационных систем обоснованы положениями (парадигмами) теории нечетких множеств Заде [1], классическими определениями теории множеств Кантора [2], положениями нечеткой меры Барона [3] и свойствами функции доверия Шафера [4]. Прагматика сопоставления распознаваемых образов объектов по Аткинсону [5] построена по аналогии с механизмом работы центральной нервной системы человека Анохина [6]. В технологическом фрагменте (управлении процессом представления знаний) использовано положение о «ближайших соседях» (теории исследования операций) как применение аксиом отношения близости топологического пространства во множестве наблюдений. При этом моделируемый объект перемещается по стационарной траектории (прикладной теории систем) с нестационарными возмущениями и состояниями природы в реальном масштабе времени. Формализация объектов физического мира рассмотрена как семантика и прагматика по Моррису [7].

Анализ существующих подходов разработки в области информатики

Прогресс в аппаратной, программной и процессорной реализациях интеллектуальных алгоритмов обработки информации и использование их в различных технологиях интеллектуального управления обусловлены применением мониторинга в экономических и технических системах [8]. Особенно широкое распространение в технической диагностике получил аппарат нечетких систем: нечеткие логика и множества, нейронные сети, генетические алгоритмы, ассоциативная память, экспертные системы и ряд других интеллектуальных и гибридных информационных технологий, которые ранее не применялись в промышленности, строительстве, народном хозяйстве и энергетике РФ [9]. Задачи, решаемые подобными интеллектуальными технологиями, в большинстве случаев можно свести к ряду основных, среди которых особо можно выделить [10]:

- безаварийное, бесперебойное и эффективное энергопотребление и экологическую чистоту при производстве товаров народного потребления и жизнеобеспечения населения страны;

- увеличение сроков службы и повышение уровня надежности работы основного и вспомогательного оборудования промышленного и энергетического производств;

- повышение уровня безопасности работы в промышленных и энергетических установках за счет возможности контроля состояния действующих агрегатов с помощью интуитивно-понятийного интерфейса автоматизированных рабочих мест (АРМ) оперативно-эксплуатационного персонала, а также отдельных АРМ систем и подсистем, входящих в автоматизированную систему управления технологическим процессом (АСУТП) и АСУ технологического производства, народного и жилищно-коммунального хозяйства, а также использования технологических защит и блокировок коммутационных аппаратов и т.д.;

- рост уровня экономической эффективности и безопасности эксплуатации и технического обслуживания основного и вспомогательного оборудования энергетических агрегатов промышленного производства по его состоянию;

- повышение качества управленческих и организационных решений в части управления жизненным циклом промышленных предприятий и жилищно-коммунального хозяйства, при строительстве зданий и сооружений для повышения урбанизма городов России.

Обработка нечетких данных как неопределенных чисел. Методология представления агрегата в виде комплексного механизма

Прогрессивным и новым способом в диагностировании энергоустановок электростанций (или любого другого сложного агрегата) является отказ от анализа ее в виде совокупности элементов и узлов, которые по разным причинам (зависимым и независимым) могут выйти из строя. Для этого была разработана и предложена методология формализации представления энергоустановки в виде комплексного механизма [9, 10]. Его работа моделируется в разрезе пересечения четырех полей диагностических состояний: колебаний, температур, режимов и времени. В соответствии с этим энергетический объект можно рассматривать как неизолированную, открытую техническую систему или совокупность параметров, т. е.

$$\Sigma = (X, Y, \Omega, A, B, I, J_p, Z, D, t, M_{PC}, Q, W_\Sigma, G_\Sigma \eta_\Phi, \Phi_\Phi),$$

где X, Y — входы и выходы; Ω — внешняя среда (энергопотребитель, энергосистема, окружающая среда и т.д.); A, B — внутренняя структура объекта; I — информация о состоянии объекта (множество измерений); J_p — признаки работоспособности; Z — признаки состояния механизма; D — неисправности состояния объекта; t — время; Q — значения операторов формирования состояния; W_Σ — оператор обработки исходных данных; G_Σ — оператор преобразования данных (первичного и вторичного); η_Φ — функциональная связь в уравнении выхода от моментов времени на входе и выходе из объекта; Φ_Φ — функциональная связь в уравнении признаков состояния от моментов времени на входе и выходе из объекта.

Данный подход позволяет рассматривать происходящий или развивающийся дефект или отказ в работе механизма как явление прецессии, вследствие которого механизм переходит из одного состояния (состояния устойчивого равновесия) в другое (пред- и дефектное). При этом становится понятным физический процесс развития и возникновения дефекта, распознаваемый по предшествующим ему событиям и признакам, т. е. текущему состоянию механизма по его модели. Таким образом, вместе с поиском и распознаванием отдельных поврежденных элементов и узлов механизма основное внимание сосредоточивается на изучении возмущающих воздействий со стороны дефектов, под влиянием которых механизм (его структура модели) переходит из одного состояния в другое.

Диагностирование становится динамическим методом определения состояния, связанным с исследованием протекающих в нем процессов и причин, вызывающих появление и развитие дефектов. Это позволяет представить весь механизм энергоустановки с его повреждениями и развивающимися дефектными состояниями, отказами в виде сложной, открытой, но распределенной и хорошо моделируемой системы.

Объем знаний и представление оперативного и обслуживающего персонала информацией о работе механизма, его предельных возможностях и ограничениях при выполнении диспетчерского графика нагрузки существенно расширяются, в результате чего можно оценить и продлить «срок жизни» в щадящем режиме, определить его фактический ресурс с необходимыми степенями вероятности и адекватности. При использовании известных методов обнаружения, распознавания, оценивания и восстановления разработана эффективная методология моделирования и программная среда SKAIS, структурная схема которой приведена на рис. 1. Это система контроля, анализа, обработки и использования четких и размытых знаний для оценивания технического состояния механизмов энергоустановки и перевода их на «мягкую» эксплуатацию, т. е. обслуживание по фактическому состоянию [9, 10].

Новая методология позволяет использовать при идентификации состояний четкие и размытые знания с целью предупреждения отказа. Решение уравнений связей механизма как системы в целом, моделирование зависимости технико-экономического уровня системы от различных параметров и времени — конечная цель разработки и прогноза эволюции состояния энергоустановки вплоть до его утилизации. Для этого анализируются два основных состояния механизма как объектов эксплуатации и производства. Затем выделяется определенная часть системы и выполняется ее оптимизация, т. е. приведение объекта в оптимальное состояние в соответствии с целевой функцией работы механизма. При этом решаются как минимум две задачи оптимизации:

- выбор лучшего варианта из возможных допустимых состояний системы при заданных ограничениях и цели;
- выбор оптимального направления изменения (поведения) функционирования системы.

Первая задача решается для статической системы, вторая — для динамической. Для такого сложного механизма как энергоустановка, задача определения состояния выглядит многосвязной и многокритериальной. В качестве новой концепции представления механизмов как системы рассмотрены важнейшие аспекты эволюции энергоустановки: назначение механизма → эксплуатация по назначению → деградация → утилизация (рис. 2). Эти этапы особенно характерны для тепловых машин, т. е. механизмов, выполняющих огромную работу с риском при преобразовании тепловой формы энергии в механическую и электрическую.

Общая постановка задачи оценивания технического состояния энергоустановки и принятие решений по составленным диагнозам об управлении эффективной работы механизма с использованием нечеткой информации в моделях идентификации представляется нечеткими уравнениями в отношениях (рис. 3).

Пусть в результате предварительного анализа получено некоторое множество классов \tilde{F}_i технического состояния объекта контроля

$$F = \{\tilde{F}_i\}, \quad i = 1, \dots, r,$$

отображаемое в виде нечеткого множества с соответствующими функциями принадлежности $\mu(F_i)$,

$$\tilde{F}_i = \frac{\sum_{i=1}^{i=r} \mu(F_i)}{F_i}.$$

Представление энергоустановки в виде комплексного механизма (см. рис. 3) как уравнение связей объекта выполнено

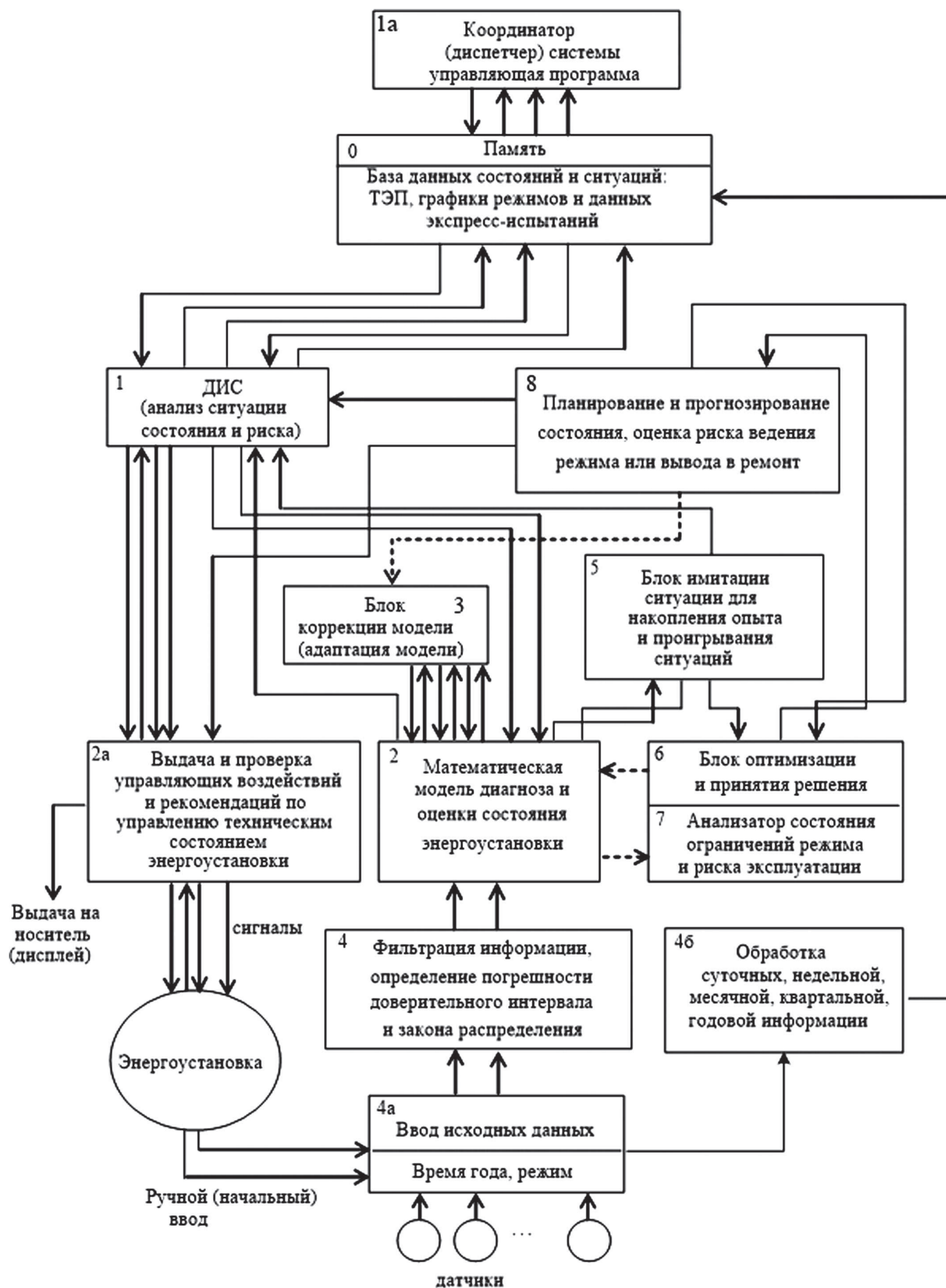


Рис. 1. Структурная схема среды SKAIS — подсистемы диагностики состояния энергоустановки в контуре управления электростанции



Рис. 2. Концепция мягкого регулирования эксплуатации энергоустановки

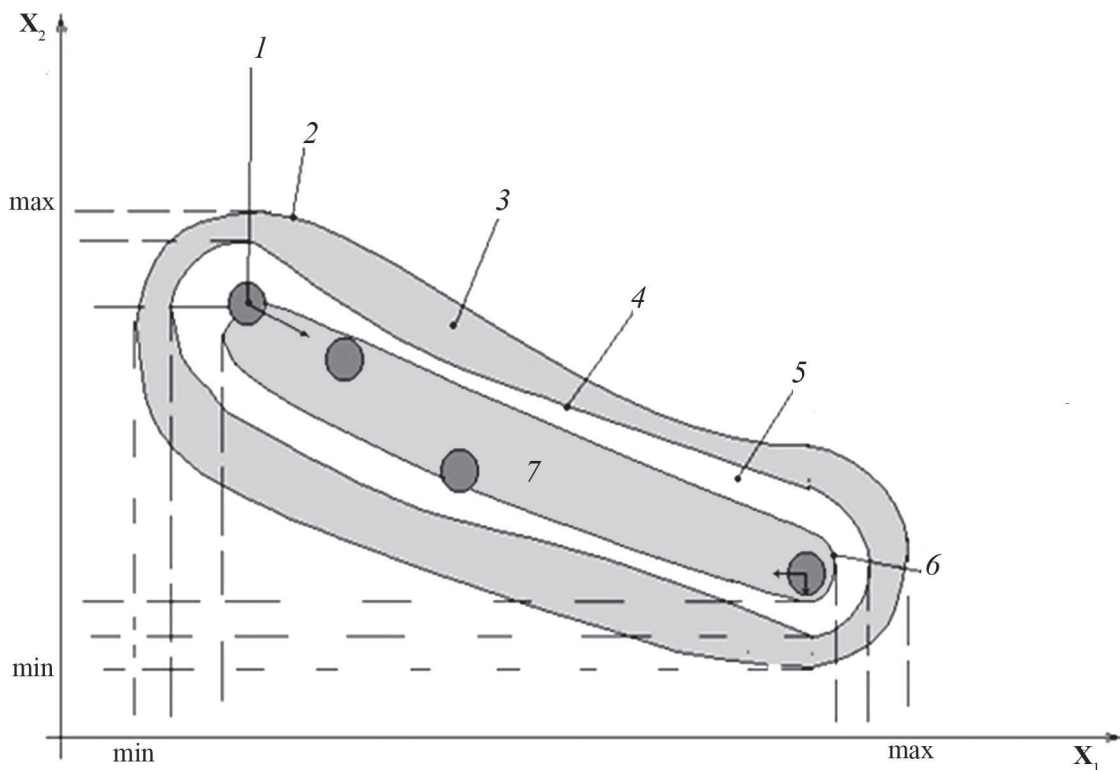


Рис. 3. Зоны управления эффективной работы механизма:

1 — счетчик ресурса (следающий); 2 — зона возможных разрушений; 3 — область предотказовых состояний механизма; 4 — зона аварийного останова (отключения защиты); 5 — зона предупреждения (неопределенного состояния); 6 — пограничная зона нормальной эксплуатации; 7 — область нормальной работы механизма; X_1 , X_2 — векторы наблюдаемых параметров состояния и параметров предельных состояний работы механизма

в статике:

$$Y_j = \varphi_j(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m, x_1, x_2, \dots, x_n), \\ j = 1, 2, \dots, J,$$

и динамике:

$$Y_{jt} = \varphi_j(\alpha_{1t}, \alpha_{2t}, \dots, \alpha_{mt}, x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt}), \\ j = 1, 2, \dots, J.$$

Тогда состояние объекта контроля диагностируемого механизма представим декартовым произведением пространств входа и выхода

$$C \subset X \times Y, \quad (1)$$

где X — множество входных значений параметров в объект $\{x_i\}$; Y — множество выходных значений параметров из объекта $\{y_j\}$; x, y — параметры состояния объекта.

Ввиду неопределенности знаний об объекте используем нечеткую модель его описания с заданной структурой. Структуру нечеткой модели представим как совокупность терм-множеств лингвистических переменных входа и выхода системы с соответствующими функциями принадлежности и варианта импликации, объединенных управляющим правилом функционирования системы.

При наличии неопределенности в знаниях об объекте его модель отобразим нечетким уравнением в отношениях вида

$$B = A \circ R, \quad (2)$$

где $\tilde{A} = \sum \mu(\alpha)/\alpha$, $\tilde{B} = \sum \mu(\beta)/\beta$ — нечеткие множества входа и выхода, заданные в форме лингвистических переменных с мощностью множеств $\text{card } A, \text{ card } B = \aleph$ (размерностью системы); $\tilde{A} \subset A \subset X$, $\tilde{B} \subset B \subset Y$ — отношения, конечные входному и выходному пространствам объекта моделирования; α, β — элементы терм-множеств лингвистических переменных; $\mu(\alpha), \mu(\beta)$ — соответствующие функции принадлежности; \circ — символ максимальной композиции Заде [1, 11—14]; R — нечеткое отношение $X \times Y$ в виде управляющего правила «А: ЕСЛИ ..., ТО ...,», выражаемого посредством матрицы нечеткого отношения с элементами

$$\mu(\alpha, \beta) = \frac{\int_{X \times Y} [\mu(\alpha) \rightarrow \mu(\beta)] \wedge [(1 - \mu(\alpha)) \rightarrow (1 - \mu(\beta))]}{\alpha, \beta},$$

где \int — операция объединения одноточечных нечетких множеств $\mu_{\tilde{A}}(x) | x, \mu_{\tilde{B}}(y) | y$; \rightarrow — вариант импликации; \wedge — символ логического минимума.

Модельное уравнение на языке функций принадлежности имеет вид

$$\mu(\alpha, \beta) = \max_{\alpha} \min_{\beta} \{\mu(\alpha), \mu(\alpha, \beta)\}.$$

Техническое состояние объекта контроля оценим по реализации определенных признаков состояния — диагностических признаков Z_j .

Поскольку значение диагностических признаков определяется параметрами модели (1) и по рис. 3, то при аппроксимации неопределенности функционирования объекта нечетким уравнением в отношениях в качестве диагностических признаков примем множество управляющих правил

$$Z = \{Z_j\}, \quad j = 1, 2, \dots, n,$$

представленных в форме эталонных матриц нечетких отношений

$$R_i^z, \quad i = 1, 2, \dots, m,$$

и являющихся параметрами модели (в общем случае), так как отображение $\{Z\} \leftrightarrow \{R\}$ не является взаимно однозначным, $n \neq m$.

Множества классов технических состояний F и диагностических признаков Z находятся между собой в определенном отношении

$$R^*: F \rightarrow Z,$$

т. е., каждое техническое состояние рассматриваемого объекта (энергоустановки) отображается в реализации диагностических признаков.

Такое отношение формализуется в виде соответствующей матрицы отношений. Примем полученное отношение нечетким и представим его матрицей нечетких отношений R^* с элементами, идентифицируемыми по знаниям экспертов. Тогда множество диагностических признаков Z также будет нечетким:

$$\tilde{Z} = \sum \mu_j^Z / Z_j; \\ \tilde{Z} = F \circ R^*. \quad (3)$$

Здесь $\tilde{Z} = \sum \mu_j^Z / Z_j$ — операторы формирования нечеткого множества, определяемые в виде процедуры вычисления функций принадлежности

$$\mu_j^z = \left(|z_j - z^*| \right),$$

где $|\cdot|$ — расстояние между априорно заданными значениями диагностических признаков z_j и их оценками z^* .

В качестве показателя эффективности решения задачи оценивания технического состояния механизма возьмем функцию

$$M_1^F = \{ \mu_1^F, \mu_1^{F*} \}.$$

где M_1^F — обобщенная функция принадлежности I-го технического состояния класса F по параметру M (мощность энергоустановки, ее КПД-нетто, удельный расход теплоты на отпущенный кВт·ч и т. д.); μ_1^F — априорная функция принадлежности; μ_1^{F*} — апостериорная функция принадлежности I-го технического состояния, полученная по результатам измерений путем решения уравнения, обратного (3).

Критерием максимальной эффективности решения задачи оптимизации оценивания технического состояния энергоустановки примем следующую функцию:

$$M_1^F \rightarrow \max_{\{F_j\}} [\min_{\{F_j\}}].$$

По изложенной формализации можно определить исходные данные для решения экстремальной задачи оценивания технического состояния. Решение задачи оценивания состояния представляется согласно целевой функции вида

$$F_1^* = \text{opt } M_1^F \left\{ \max M_1^F, \min M_1^{F^*} \right\},$$

которое выполняется с помощью алгоритма модели программного модуля OPTIMIZATOR по схеме MIN + POISK N, включающего методы Монте-Карло, случайного поиска, градиентные, многокритериальные методы, методы векторной и нечеткой оптимизации, из программно-диагностического комплекса SKAIS.

Составим управляющие правила, отражающие допустимый диапазон изменения параметров входа и выхода контролируемого объекта. В результате получим для базы знаний следующие продукционные правила:

ЕСЛИ u есть u_{\min} , ТО v есть v_{\max} , ИЛИ
ЕСЛИ u есть u_{\max} , ТО v есть v_{\min} .

Такое условие налагает определенные требования на организацию процедуры измерения параметров системы, по которым контрольные измерения для диагностики состояния следует выполнять в области определения крайних термов лингвистических переменных как можно ближе к краям диапазонов регулирования.

Анализ исходной информации, получаемой в диагностических экспериментах в процессе контроля и оценивания состояния энергоустановок и полученной в окончательном диагнозе, представлен на рис. 4.

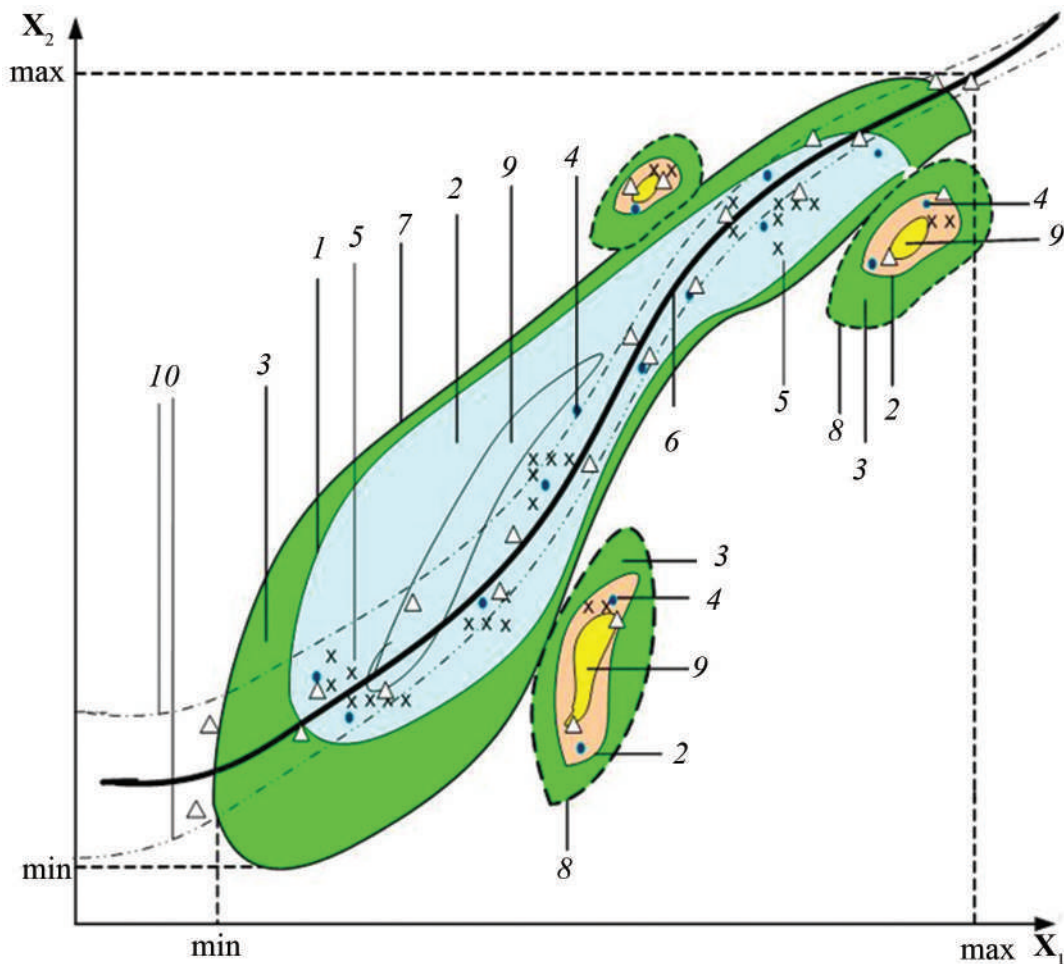


Рис. 4. Анализ обработки информации интервала доверия (L, R) на нагрузочной характеристике энергоустановки в ее информационном пространстве:

1 — граница изолированных областей; 2 — изолированная область внутри интервала $(L - R)$ результатов измерений (P_p, R_p) ; 3 — зоны неустойчивых подобластей предельных состояний агрегата на рассматриваемом интервале нагрузочной характеристики; 4 — точки пространства состояний, к которым сводятся все численные решения задачи; 5 — точки наблюдения; 6 — гиперкривая регрессии; 7, 8 — границы подобластей предельных состояний агрегата; 9 — область неопределенности информации; 10 — нечеткие области экспертной информации; X_1, X_2 — векторы наблюдаемых параметров состояния и оценок суждений экспертов и параметров предельных состояний работы энергоустановки; min, max — параметры экспериментального интервала доверия на интервале наблюдения нагрузочной характеристики агрегата и экспертные данные

Критерием, определяющим работоспособность объекта контроля и диагностики, является условие попадания диагностического параметра в поле допусков. Вероятность правильного решения устанавливается на основе определяемых по специальной программе методической и инструментальной погрешностей.

Заключение

Использование нечеткой информации и применение для ее формализации результатов обработки методологии искусственного интеллекта повышают качество моделей идентификации, прогнозирования, принятия решений и оптимизации при диагностике состояния и управления энергоустановкой, что позволяет сформировать новую интеллектуальную (экспертную) диагностическую среду, обеспечить представление объекта управления адекватной его состоянию моделью эксплуатации, встроенной в контур управления ТЭС. Это способствует увеличению срока службы оборудования, повышению его эффективности, надежности за счет поддержки работоспособности, своевременного обнаружения неисправностей и предупреждения развития дефектов и отказов [15—17].

Литература

1. **Zadeh L.A.** Fuzzy Sets // *Information and Control*. 1965. V. 8. No. 3. Pp. 338—353.
2. **Кантор Г.** Труды по теории множеств. Ч. 1. Работы по теории множеств. М.: Наука, 1985.
3. **Нечеткие множества и теория возможностей.** Последние достижения. М.: Радио и связь, 1986.
4. **Shafer G.** Non-additive Probabilities in the Works of Bernoulli and Lambert // *Archives for the History and Exact Sci.* 1978. V. 19. Pp. 309—370.
5. **Аткинсон Р., Бауэр Г., Кротерс Э.** Введение в математическую теорию обучения. М.: Мир, 1969.
6. **Анохин П.К.** Очерки по физиологии функциональных систем. М.: Медицина, 1975.
7. **Morris C.** Signification and Significance. Cambridge: MIT Press, 1964.
8. **Цветков Э.И.** Процессорные измерительные средства. Л.: Энергоатомиздат, 1989.
9. **Крохин Г.Д.** Математические модели идентификации технического состояния турбоустановок на основе нечеткой информации: автореф. дисс. ... докт. техн. наук. Иркутск, 2008.
10. **Аракелян Э.К., Крохин Г.Д., Мухин В.С.** Концепция мягкого регулирования технического обслуживания энергоустановок ТЭС на основе интеллектуальной диагностики // *Вестник МЭИ*. 2008. № 1. С. 14—20.
11. **Аверкин А.Н. и др.** Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта. М.: Наука, 1986.
12. **Заде Л.А.** Понятие состояния в теории систем. *Общая теория систем*. М.: Мир, 1966. С. 49—65.
13. **Заде Л.А.** Тени нечетких множеств // *Проблемы передачи информации*. 1966. № 1. С. 37—44.
14. **Заде Л.А.** Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенного решения. М.: Мир, 1976.
15. **Аракелян Э.К., Крохин Г.Д., Мухин В.С.** Концепция построения математических моделей диагностики энергооборудования на базе нечеткой информации // *Вестник МЭИ*. 2005. № 5. С. 28—33.
16. **Крохин Г.Д., Мухин В.С., Судник Ю.А.** Интеллектуальные технологии в теплоэнергетике. Ч. 1. М.: Триада, 2010.
17. **Krokhin G., Kasnauskayte Y., Meshcheryakov I.** Mathematical Fuzzy-Set-Based Models of Turbines' Technical State Identification // *Information and Communication Technologies in Education, Manufacturing and Research: Intern. Congress Information Techn.* Saratov, 2014.

References

1. **Zadeh L.A.** Fuzzy Sets. *Information and Control*. 1965;8;3:338—353.
2. **Kantor G.** Trudy po Teorii Mnozhestv. Ch. 1. Raboty po Teorii Mnozhestv. M.: Nauka, 1985. (in Russian).
3. **Nechetkie mnozhestva i Teoriya Vozmozhnostej.** Poslednie Dostizheniya. M.: Radio i svyaz', 1986. (in Russian).
4. **Shafer G.** Non-additive Probabilities in the Works of Bernoulli and Lambert. *Archives for the History and Exact Sci.* 1978;19:309—370.
5. **Atkinson R., Bauehr G., Kroters E.** Vvedenie v Matematicheskuyu Teoriyu Obucheniya. M.: Mir, 1969. (in Russian).
6. **Anohin P.K.** Ocherki po fiziologii funkcional'nyh sistem. M.: Medicina, 1975. (in Russian).
7. **Morris C.** Signification and Significance. Cambridge: MIT Press, 1964.
8. **Cvetkov E.I.** Processornye Izmeritel'nye Sredstva. L.: Energoatomizdat, 1989. (in Russian).
9. **Krohin G.D.** Matematicheskie Modeli Identifikacii Tekhnicheskogo Sostoyaniya Turboustanovok na Osnove Nchetkoj Informacii: Avtoref. Diss. ... Dokt. Tekhn. Nauk. Irkutsk, 2008. (in Russian).
10. **Arakelyan E.K., Krohin G.D., Muhin V.S.** Konceptiya Myagkogo Regulirovaniya Tekhnicheskogo Obsluzhivaniya Ehnergoustanovok TES na Osnove Intellektual'noj Diagnostiki. *Vestnik MPEI*. 2008;1.:14—20. (in Russian).
11. **Averkin A.N. i dr.** Nchetkie Mnozhestva v Modelyah Upravleniya i Iskusstvennogo Intellekta. M.: Nauka, 1986. (in Russian).
12. **Zade L.A.** Ponyatie sostoyaniya V Teorii Sistem. *Obshchaya teoriya sistem*. M.: Mir, 1966.:49—65. (in Russian).

13. **Zade L.A.** Teni Nechetkih Mnozhestv. Problemy Peredachi Informacii. 1966;1.:37—44. (in Russian).

14. **Zade L.A.** Ponyatie Lingvisticheskoy Peremennoj i Ego Primenenie k Prinyatiyu Priblizhennogo Resheniya. M.: Mir, 1976. (in Russian).

15. **Arakelyan E.K., Krohin G.D., Muhin V.S.** Konceptsiya Postroeniya Matematicheskikh Modelej Diagnostiki Ehnergooborudovaniya na Baze Nechetkoj Informacii. Vestnik MPEI. 2005; 5:28—33. (in Russian).

16. **Krohin G.D., Muhin V.S., Sudnik Yu.A.** Intellektual'nye Tekhnologii v Teploehnergetike. Ch. 1. M.: Triada 2010. (in Russian).

17. **Krokhin G., Kasnauskayte Y., Meshcheryakov I.** Mathematical Fuzzy-Set-Based Models of Turbines' Technical State Identification. Information and Communication Technologies in Education, Manufacturing and Research: Intern. Congress Information Techn. Saratov, 2014.

Сведения об авторах

Крохин Геннадий Дмитриевич — доктор технических наук, профессор института прикладной информатики Новосибирского государственного университета экономики и управления, e-mail: krokhin@nsaem.ru

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

Мухин Виктор Степанович — кандидат технических наук, доцент кафедры автоматизированных систем управления тепловыми процессами НИУ «МЭИ», e-mail: mukhinvs@mpei.ru

Пестунов Андрей Игоревич — кандидат физико-математических наук, профессор кафедры информационных технологий института прикладной информатики Новосибирского государственного университета экономики и управления

Information about authors

Krokhin Gennadiy D. — Dr.Sci. (Techn.), Professor of Institute of Applied Informatics, Novosibirsk State University of Economics and Management, e-mail: krokhin@nsaem.ru

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

Mukhin Viktor S. — Ph.D. (Techn.), Assistant Professor of Automated Control Systems for Thermal Processes Dept., NRU MPEI, e-mail: mukhinvs@mpei.ru

Pestunov Andrey I. — Ph.D. (Phys.-Math.), Professor of Information Technology Dept., Institute of Applied Informatics, Novosibirsk State University of Economics and Management

Статья поступила в редакцию 11.10.2016