

## Интеллектуальная поддержка принятия решений при эксплуатации энергетического оборудования на основе адаптивного кластерного анализа

Н.И. Хорошев

Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Комсомольский пр. 29, Пермь, Россия  
nikolay.khoroshev@gmail.com

Статья поступила 5.06.2016, принята 2.09.2016

*Построение интеллектуальных автоматизированных систем поддержки принятия решений (ИАС ППР) представляет собой комплексную задачу, которая требует проработки целого множества отдельных, но при этом взаимосвязанных функциональных элементов. Одним из таких элементов является блок кластерного анализа разнородной информации о состоянии энергетического оборудования, обеспечивающий выделение скрытых зависимостей и подготовку информации для этапа настройки различного рода оценочных моделей и формирования плана мероприятий по повышению эффективности функционирования системы технического обслуживания и ремонта оборудования. Построение классических моделей структуры исследуемых данных априори предполагает необходимость знания количества областей разбиения  $t$ -мерного пространства признаков  $R^m$ , что не всегда является возможным. При этом следует отметить возможность применения общеизвестной концепции адаптации формируемой кластерной структуры к подаваемым на вход данным количественного и качественного содержания. Однако в таком случае требуют проработки вопросы непосредственной реализации механизма адаптации, который может функционировать по-разному, исходя из особенностей его формализации. Предложен алгоритм неиерархического адаптивного кластерного анализа данных как один из ключевых компонентов ИАС ППР. Формализованы основные элементы данного алгоритма, включая блок комплексной оценки качества кластеризации данных. Сформированный алгоритм адаптивной кластеризации имеет программную реализацию и является универсальным средством анализа данных, поскольку позволяет использовать в своем составе различные общеизвестные и модифицированные процедуры разбиения исходной информации, метрики и локальные критерии оценки качества кластеризации. В ходе апробации предлагаемых решений сформулированы рекомендации по совершенствованию функционала системы управления базой данных в области эксплуатации энергетического оборудования, а также отражена специфика применения на практике соотношений энтропии, эффективности, компактности и изолированности в качестве оценочных критериев, дающих наибольшую дифференциацию в определении оптимального числа кластеров. Полученные результаты имеют практическое значение для построения ИАС ППР.*

**Ключевые слова:** модель данных; адаптивная кластеризация; интеллектуальная система; поддержка принятия решений.

## Intelligent decision support based on adaptive cluster analysis when exploiting power engineering equipment

N.I. Khoroshev

Perm National Research Polytechnic University; 29, Komsomolsky av., Perm, Russia  
nikolay.khoroshev@gmail.com

Received 5.06.2016, accepted 2.09.2016

*Creation of intelligent automated decision support systems is a complex task that requires studying the whole set of separate, but at the same time interdependent, functional elements. One of such elements is the unit of cluster analysis of heterogeneous information in the field of power equipment state assessment. It provides the selection of hidden dependences as well as information preparation both for setting different kinds of assessment models and for action plan formation to improve the maintenance and repair system efficiency. The creation of classical models for the structure of the data under study requires knowing the quantity of areas for partition of  $t$ -dimensional space of signs  $R^m$  that is not always possible. At the same time it is necessary to mark that there is a possibility to apply the adaptation concept of the cluster structure under formation to quantitative and qualitative input data. However, in that case the questions of direct implementation of the adaptation mechanism need to be revised because the mechanism can function differently, proceeding from features of its formalization. The algorithm of non-hierarchical adaptive cluster analysis of data has been proposed as one of the key components of intelligent automated decision support systems. Basic elements of this algorithm have been formalized, including the unit of a complex assessment of a data clustering quality. The adaptive clustering algorithm has a software implementation and is the universal data analysis tool because it allows applying different well-known and modified procedures of initial information partition as well as metrics and local criteria of clustering quality assessment. While testing the solutions proposed, recommendations have been formulated to improve the functional database management system in the field of power equipment exploitation. The specificity has been reflected for practical application of different ratios (entropy, efficiency, compactness and isolation ratios) as the assessment criteria as they give the greatest differentiation when determining the optimum number of clusters. The results obtained have practical value for creation of intelligent automated decision support systems.*

**Key words:** data model; adaptive clustering; intelligent system; decision support.

## Введение

В настоящий период времени в сфере эксплуатации и обслуживания ответственного энергетического оборудования (ЭО) промышленных предприятий большое значение приобретают интеллектуальные автоматизированные системы (ИАС) поддержки принятия решений (ППР) [1], основывающиеся на методах многомерного анализа данных статистического и экспертного характера [2–5]. При этом имеется достаточно много проблемных вопросов, связанных с формализацией и повышением эффективности функционирования отдельных взаимосвязанных элементов системы ППР [1; 6; 7], позволяющих осуществить сбор, обработку (преобразование) и хранение разнообразной информации для последующего интеллектуального анализа на основе построения различных оценочных моделей [8–12]. Одним из таких элементов является блок неиерархического кластерного анализа данных, получаемых в результате работы контрольно-измерительных устройств, человеко-машинных систем [13–15].

Классические методы [4; 13; 16] предполагают априорное знание количества кластеров  $k$ , что не всегда возможно и целесообразно с точки зрения полноты анализа. Поэтому построение модели структуры данных сопряжено с необходимостью определения оптимального количества областей разбиения исследуемого  $m$ -мерного пространства признаков  $R^m$  с учетом специфики анализируемой предметной области. В этом случае может быть использована общеизвестная концепция адаптации формируемой кластерной структуры [16] к поступающей на вход информации количественного и качественного содержания. Однако при этом требуют проработки вопросы непосредственной реализации механизма адаптации, который может функционировать по-разному, исходя из особенностей его формализации и предметной области.

Таким образом, модель структуры данных направлена на выявление кластерной структуры исследуемого объекта на основе его характеристик (признаков), что в конечном итоге позволит определить наличие узких мест и других скрытых свойств, подлежащих детальному анализу [1; 4; 6; 7; 11; 13; 15; 16] и оценке на последующих этапах функционирования ИАС ППР.

**Постановка цели и задач исследования.** Целью исследования являлась проработка одного из ключевых элементов ИАС ППР, реализующего построение и анализ модели данных на основе метода адаптивной кластеризации, обеспечивающего эффективное формирование структуры исследуемых данных об объекте и взвешенную оценку качества проведенного анализа.

Поддержание работоспособного состояния ЭО напрямую связано с процессом информационной поддержки функционирования ИАС, обеспечивающей сбор, обработку, анализ и хранение информации ретроспективного, текущего и перспективного (прогнозного) характера с учетом знаний, накапливаемых на протяжении всего жизненного цикла оборудования [12]. По этой причине основные задачи исследования заключались в разработке и формализации элементов консолидированного алгоритма адаптивной кластеризации и его апробации применительно к оценке функционала

системы управления базой данных (СУБД) по эксплуатации ЭО [5; 6].

**Разработка алгоритма адаптивной кластеризации и формализация основных его элементов.** В рамках построения ИАС ППР на методическом уровне был разработан алгоритм адаптивной кластеризации (рис. 1) как один из ее ключевых компонентов, формализованы отдельные блоки предложенного алгоритма, осуществлена его программная реализация в математической среде *MathCAD* и объектно-ориентированном языке программирования *Java*.

Далее последовательно рассмотрим описание каждого блока предложенного алгоритмического обеспечения.

К первой группе блоков (I) алгоритма отнесены:

- процедура формализации исследуемой предметной области — вектор объектов  $\mathbf{O} = (o_1, o_2, \dots, o_n)$ , где  $o_j$  — исследуемый объект и вектор его информативных признаков (характеристик)  $\mathbf{X}_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})$ , где  $x_{ij}$  —  $i$ -й информативный признак  $j$ -го объекта, связанный с эффективностью работы ИАС ППР и оценкой технического состояния ЭО в целом;

- процедуры очистки, нормировки и масштабирования данных (предобработка: блок № 2, рис. 1) [2–4; 17], позволяющие осуществить сравнение и анализ разнородных по своей физической природе характеристик объекта исследования;

- инициализация настроечных параметров адаптивной кластеризации и ограничений (блок № 3, рис. 1), к которым относятся:  $\delta$  — заданная точность для формирования условия завершения работы алгоритма,  $k$  — количество центров кластеров множества  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ ,  $l$  — номер итерации,  $\omega$  — коэффициент для алгоритмов, формирующих нечеткое разбиение [7; 13].

Во вторую группу блоков (II) входят следующие процедуры: адаптивной кластеризации, оценки качества полученной модели структуры данных и перерасчета настроечных параметров алгоритма (блок № 7, рис. 1).

Процедура кластеризации, как правило, включает в себя следующие основные этапы алгоритма (блок № 4, рис. 1):

1. Задание входного множества данных  $MD = \{\mathbf{X}_j\}$ , где  $j = 1:d$ ;  $d$  — количество векторов данных, описывающих объекты исследуемой предметной области (точек в  $m$ -мерном пространстве  $R^m$ , на котором строится разбиение).

2. Выбор и расчет конкретной меры близости для осуществления кластеризации (1):

$$d_A^2(\mathbf{X}_j, \mathbf{c}^{(i)}) = \|\mathbf{X}_j - \mathbf{c}^{(i)}\|_A^2 = (\mathbf{X}_j - \mathbf{c}^{(i)})^T \mathbf{A} (\mathbf{X}_j - \mathbf{c}^{(i)}), \quad (1)$$

где  $\mathbf{A}$  — матрица, определяющая способ вычисления расстояния (метрики); «T» — символ операции транспонирования матрицы;  $\mathbf{c}$  — вектор центров кластеров.

3. Инициализация и перерасчет матрицы разбиения данных  $\mathbf{U}$  по кластерам.

4. Формирование целевой функции для адаптивного поиска оптимального числа кластеров  $k$  (2):

$$J = f(MD, d_A^2, C, \mathbf{U}) \rightarrow \min \quad (2)$$

и ограничений (3), накладываемых на построение модели данных:

$$u_{i,j} \in (0, 1), \sum_{i=1}^k u_{i,j} = 1, 0 < \sum_{j=1}^d u_{i,j} < d, \quad (3)$$

где  $u_{i,j}$  — элемент матрицы разбиения  $U$ .

5. Минимизация целевой функции и критериальная оценка качества кластеризации.

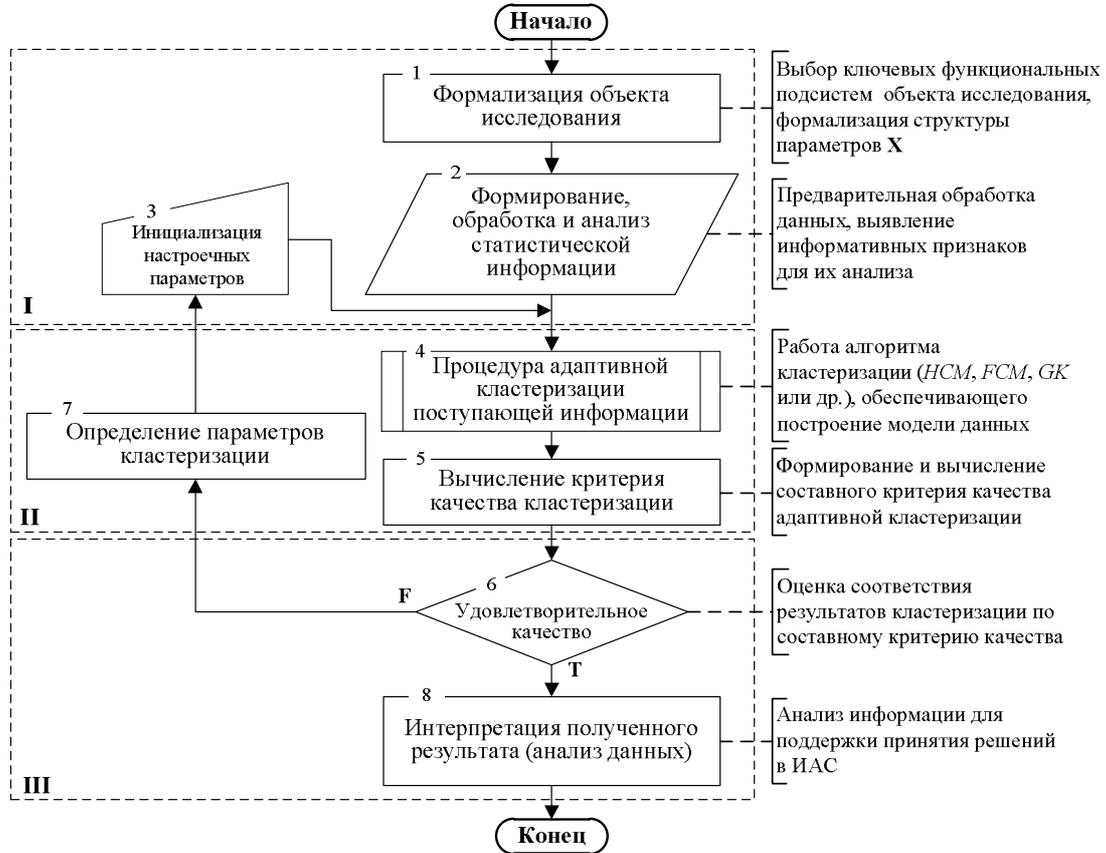


Рис. 1. Обобщенный алгоритм адаптивной кластеризации

Отметим, что в рамках функционирования предложенного адаптивного алгоритма (рис. 1) могут быть использованы как различные метрики (1) (Евклида, Хемминга и др.), так и различные алгоритмы кластеризации, относящиеся к классу неиерархических методов (например, *c*-средних, нечеткая кластеризация и др.) [4; 13; 14].

Комплексная оценка качества адаптивной кластеризации строится на основе частных (локальных) критериев. К ним могут быть отнесены следующие соотношения [4]:

а) коэффициент разбиения (4) (*Partition Coefficient*) и индекс четкости (5) (*Clarity Index*);

б) энтропия разбиения (6) (*Partition Entropy*), нормализованная (7) и модифицированная (8) энтропии (*Normalized Entropy and Modified Entropy*);

в) показатель компактности и изолированности (*Density and Isolation Index*) (9);

г) индекс эффективности (EI) (10).

$$PC = \left( \sum_{q=1}^N \sum_{k=1}^K u_{q,k} \right) / N, PC \in [K^{-1}, 1], PC \rightarrow \max; \quad (4)$$

$$CI = \frac{K \cdot PC - 1}{K - 1}, CI \in [0, 1], CI \rightarrow \max; \quad (5)$$

$$PE = \left( \sum_{q=1}^N \sum_{k=1}^K u_{q,k} \ln u_{q,k} \right) / N, PE \in (0, \ln K), PE \rightarrow \min; \quad (6)$$

$$NPE = \frac{PE}{1 - K \cdot N^{-1}}, NPE \in \left( 0, \frac{N \ln K}{N - K} \right), NPE \rightarrow \min; \quad (7)$$

$$MPE = \frac{PE}{\ln K}, MPE \in (0, 1), MPE \rightarrow \min, \quad (8)$$

где  $N$  и  $K$  — мощности множества данных и множества кластеров соответственно.

$$DI = \frac{\sum_{q=1}^N \sum_{k=1}^K u_{q,k}^2 d^2(x_q, c_k)}{N \cdot \min\{^2(c_i, c_j) | i, j \in 1: K, i \neq j\}}; \quad (9)$$

$$EI = \sum_{q=1}^N \sum_{k=1}^K u_{q,k}^2 (d^2(c_k, \bar{x}) - d^2(x_q, c_k)), \quad (10)$$

где  $\bar{x}$  — среднее арифметическое входных векторов.

К третьей группе блоков (III, рис. 1) отнесены: оценка качества кластеризации, осуществляемая на основе составного критерия (*Complex Criteria* — *CC*) (11) и матрицы (12); интерпретация полученного результата анализа.

$$CC = (cc_1, cc_2, \dots, cc_v), \quad (11)$$

где  $v$  — количество подкритериев, например (4)–(10).

$$CM = \begin{pmatrix} cc_{1,1} & cc_{1,2} & \dots & cc_{1,v} \\ cc_{2,1} & cc_{2,2} & \dots & cc_{2,v} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ cc_{k,1} & cc_{k,2} & \dots & cc_{k,v} \end{pmatrix}, \quad J_{CM} \rightarrow \min_{i=1:k} \left\{ \sum_{j=1}^v cc_{i,j} \right\}, \quad (12)$$

где  $J_{CM}$  — целевая функция, определяющая оптимальное число кластеров ( $k$ ) и связанная с конкретным индексом строки матрицы  $CM$ ;  $cc_{i,j}$  — элемент матрицы  $CM$ ,  $i = 1:k$ ,  $j = 1:v$ .

Отметим, что при рассматриваемом многообразии локальных критериев (4)–(10) задачу на максимум можно привести к решаемой задаче итеративного поиска минимума целевой функции [18] (2) и (12) с учетом ограничений (3).

**Апробация алгоритмического обеспечения адаптивной кластеризации.** Организация и эффективное функционирование единого информационного пространства (ЕИП) в области эксплуатации и обслуживания ЭО являются важными задачами, обеспечивающими интегрированную информационную поддержку процессов интеллектуального принятия решений [19; 20]. Поэтому далее была осуществлена оценка эффективности работы (тестирование) СУБД, реализующей элемент ЕИП, необходимый для функционирования ИАС ППР.

В качестве примера рассматривалось порядка 24 основных функций, реализующих *SQL*-запросы в СУБД по эксплуатации и обслуживанию ЭО (табл. 1).

Анализировались в первую очередь показатель среднего времени выполнения каждой функции  $T_{sm}$  (мс) (нормированный и автомасштабированный) [3; 4] и показатель роста ее производительности  $I_1$  (%) по отношению к различным версиям СУБД *Oracle* (11-й и 12-й версии), поскольку выбор и настройка конкретной программной среды реализации базы данных (БД) также является задачей первостепенной важности. Все исходные данные при этом проходили этап предварительной обработки (блок № 2, рис. 1).

В результате работы алгоритма, а также различных базовых методов кластеризации (рис. 2:  $C_{НСМ}$  — классический алгоритм  $c$ -средних,  $C_{FCM}$  — нечеткая кластеризация,  $C_{GK}$  — кластеризация по Гюстафсону–Кесселю) согласно (11) и (12) функции распределились по группам № 1–5 следующим образом:  $c_1$  — {14, 15, 23},  $c_2$  — {10, 12, 13, 18},  $c_3$  — {5, 7, 11, 16, 22},  $c_4$  — {0–4, 6, 8, 9, 17},  $c_5$  — {19, 20, 21}.

Сведения об основных *SQL*-функциях СУБД

id функции	Наименование <i>SQL</i> -функции
0	Получение сессии пользователя
1, 2, 8	Получение информации о пользователе по id и логину, роли
3	Создание акта обследования единицы ЭО
4	Создание заявки на обслуживание ЭО
5	Формирование дерева взаимосвязанных элементов ЭО в составе организаций
6	Получение информации о состоянии ЭО по технологическим участкам предприятия
7	Проверка прав доступа пользователя к информации
9	Поиск единицы ЭО
10	Поиск дефектов ЭО
11, 16	Загрузка списка дефектов и создание заявки на диагностику ЭО
12, 13	Сохранение результатов диагностики ЭО, плановых профилактических и ремонтно-восстановительных работ
14, 15	Создание (редактирование) заявки МТО
17	Редактирование заявки на диагностику ЭО
18	Получение информации о стоимости работ
19–21	Формирование списка выполненных работ (поиск по датам), списка услуг, списка заявок (услуг) (в рамках машинного взаимодействия [18; 19])
22	Формирование списка запасных частей, инструментов, принадлежностей по объектам
23	Получение информации о трудоемкости работ

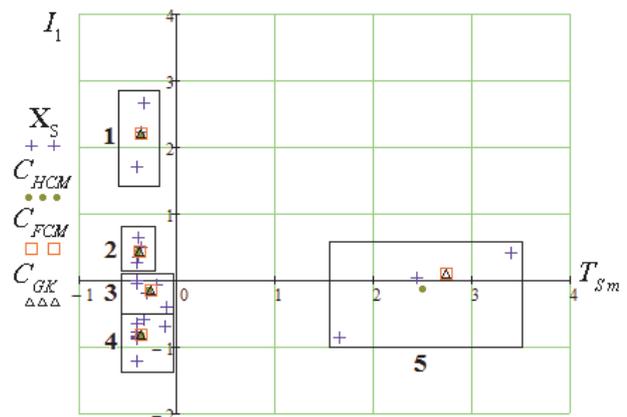


Рис. 2. Адаптивное разбиение множества функций на кластеры

Полученные результаты кластерного анализа данных (табл. 2) показали, что функции групп  $c_5$  и  $c_3$  имеют длительное время выполнения ( $T_{sm}$ ), хотя средний прирост производительности ( $I_{1m}$ ) для них составляет порядка 50 % (по отношению к 12 версии БД *Oracle*). Данные функции требуют оптимизации программного кода и настройки параметров СУБД в первую очередь, поскольку имеют наименьшую производительность.

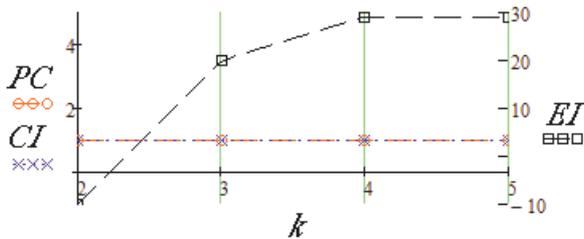
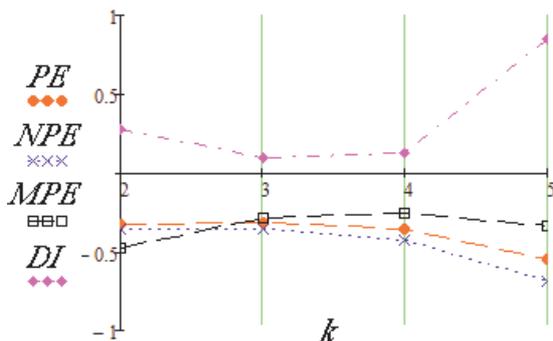
Таблица 2

Результаты кластерного анализа данных

Центр кластера	Признак		
	$T_{sm}, мс$	Диапазон $I_1, \%$	$I_{1m}, \%$
$c_1$ (группа № 1)	232,85	> 280	324,59
$c_2$ (группа № 2)	110,87	175–210	193,04
$c_3$ (группа № 3)	469,6	130–160	149,37
$c_4$ (группа № 4)	122,5	70–120	99,65
$c_5$ (группа № 5)	9 153,98	95–195	149,99

При анализе работы всех функций в СУБД в области обслуживания ЭО можно определить следующий порядок групп кластеров, связанный с необходимостью увеличения скорости их выполнения:  $\{c_5, c_3, c_4, c_1, c_2\}$  (в порядке убывания значимости).

На рис. 3 и 4 также отражены результаты работы процедуры адаптивного отбора оптимального числа кластеров ( $k$ ) для части рассмотренных подкритериев (11), согласно которым наиболее эффективными явились соотношения энтропии, эффективности, компактности и изолированности в силу их большей дифференциации при определении оптимального  $k$ .

Рис. 3. Оценка качества кластеризации по критериям  $PC$ ,  $CI$ , и  $EI$ Рис. 4. Оценка качества кластеризации по критериям  $PE$ ,  $NPE$ ,  $MPE$  и  $DI$ 

Согласно алгоритму (рис. 1) выбор осуществлялся в пользу того варианта, для которого большее число подкритериев давало оптимальное (в нашем случае минимальное (2)) решение ( $k = 5$ ). При этом выбор подкритериев для (11) должен осуществляться с учетом специфики исследуемой области.

#### Заключение

1. Предложен алгоритм неиерархического адаптивного кластерного анализа данных как один из ключе-

вых компонентов ИАС ППР, позволяющий на основе составного критерия определять оптимальное число кластеров, описывающих структуру данных в исследуемой предметной области. При этом он представляет собой универсальное средство анализа данных, поскольку позволяет использовать в своем составе различные общеизвестные и модифицированные процедуры разбиения исходной информации, метрики и локальные критерии оценки качества кластеризации.

2. На основе программной реализации предложенного алгоритма адаптивной кластеризации при анализе эффективности работы СУБД в области эксплуатации и обслуживания ЭО установлена наибольшая эффективность применения на практике соотношений (6), (7), (9) и (10) в качестве оценочных критериев, дающих наибольшую дифференциацию в определении оптимального числа кластеров ( $k$ ).

3. В ходе апробации предлагаемых решений сформулированы рекомендации по совершенствованию функционала СУБД в области эксплуатации ЭО.

4. Полученные результаты имеют практическое значение для построения и расширения в перспективе функционала ИАС ППР, поскольку позволяют осуществлять более полный анализ поступающей информации, обеспечивающий выделение скрытых зависимостей и подготовку информации для этапа настройки различного рода оценочных моделей и формирования плана мероприятий по повышению эффективности функционирования ЭО в целом.

Работа выполнена в рамках гранта Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ) № 14-07-96000/14 «Разработка интеллектуальной системы поддержки принятия решений обеспечения безаварийной работы энергетических объектов».

#### Литература

1. Khoroshev N.I., Kazantsev V.P. Management support of electroengineering equipment servicing based on the actual technical condition // Automation and Remote Control. 2015. Vol. 76, № 6. P. 1058-1069.
2. Bruant E.C. Statistical Analysis. New York, 1960. 198 p.
3. Кендалл М., Стьюарт А. Многомерный статистический анализ и временные ряды. М.: Наука, 1976. 736 с.
4. Ian H. Witten Data mining: practical machine learning tools and techniques. – 3rd ed. Hall, 2011. 630 p.
5. Борисов А.Н. Алексеев А.В., Меркурьева Г.В., Слядзь Н.Н., Глушков В.И. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений. М.: Радио и связь, 1989. 304 с.
6. Хорошев Н.И., Казанцев В.П. Поддержка управления обслуживанием электротехнического оборудования по текущему состоянию // Автоматика и телемеханика. 2015. № 6. С. 139-152.
7. Хорошев Н.И., Казанцев В.П. Применение правил нечеткой логики при эксплуатации электротехнического оборудования // Электротехника. 2011. № 11. С. 59-64.
8. Орловский С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации. М.: Наука, 1981. 208 с.
9. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы, нечеткие системы / пер. с польск. И.Д. Рудинского. М., 2006. 452 с.
10. Бусленко Н.П. Моделирование сложных систем. М.: Наука, 1986. 355 с.

11. Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.П. Принятие решений на основе нечетких моделей: Примеры использования. Рига: Зинатне, 1990. 184 с.

12. Petrochenkov A.B. Regarding Life-Cycle Management of Electrotechnical Complexes in Oil Production // Russian Electrical Engineering. 2012. Vol. 83, № 11. P. 621-627.

13. Berson A., Stephen J. Smith Data Warehousing, Data Mining & OLAP: Computing McGraw-Hill, 1997. 640 p.

14. Хорошев Н.И. Оценка технического состояния силового маслонаполненного электротехнического оборудования в различных режимах его работы // Изв. Том. политехн. ун-та. 2013. Т. 323, № 4. С. 162-167.

15. Хорошев Н.И. Система поддержки принятия решений при управлении фактическим техническим состоянием электротехнического оборудования на основе адаптивной комплексной модели краткосрочного прогнозирования: дис. канд. техн. наук. Пермь, 2012. 167 с.

16. Ian W., Elbe F. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations. San Francisco, 2000. 416 p.

17. Хальд А. Математическая статистика с техническими приложениями: пер. с англ. М., 1956. 664 с.

18. Васильев Ф.П. Методы оптимизации. М.: Факториал пресс, 2002. 824 с.

19. McLaughlin M. Oracle Database 11g PL/SQL Programming. New York: McGraw Hill, 2008. 835 p.

20. Sciore E. Database design and implementation. New York: Wiley, 2008. 784 p.

#### References

1. Khoroshev N.I., Kazantsev V.P. Management support of electroengineering equipment servicing based on the actual technical condition // Automation and Remote Control. 2015. Vol. 76, № 6. P. 1058-1069.

2. Bruant E.C. Statistical Analysis. New York, 1960. 198 p.

3. Kendall M., St'yuart A. Multivariate statistical analysis and time series. M.: Nauka, 1976. 736 p.

4. Ian H. Witten Data mining: practical machine learning tools and techniques. 3rd ed. Hall, 2011. 630 p.

5. Borisov A.N., Alekseev A.V., Merkur'eva G.V., Slyadz' N.N., Glushkov V.I. Fuzzy information processing in the decision-making systems. M.: Radio i svyaz', 1989. 304 p.

6. Khoroshev N.I., Kazantsev V.P. Management support of electroengineering equipment servicing based on the actual technical condition // Automation and Remote Control. 2015. № 6. P. 139-152.

7. Khoroshev N.I., Kazantsev V.P. Application of fuzzy logic rules during operation of electrotechnical equipment // Russian Electrical Engineering. 2011. № 11. P. 59-64.

8. Orlovskii S.A. Decision-making problems with fuzzy initial information. M.: Nauka, 1981. 208 p.

9. Rutkovskaya D., Pilin'skii M., Rutkovskii L. Neural networks, genetic algorithms, fuzzy systems / per. s pol'sk. I.D. Rudinskogo. M., 2006. 452 p.

10. Buslenko N.P. Simulation of complex systems. M.: Nauka, 1986. 355 p.

11. Borisov A.N., Krumberg O.A., Fedorov I.P. Decision-making on the basis of fuzzy models: Primery ispol'zovaniya. Riga: Zinatne, 1990. 184 p.

12. Petrochenkov A.B. Regarding Life-Cycle Management of Electrotechnical Complexes in Oil Production // Russian Electrical Engineering. 2012. Vol. 83, № 11. P. 621-627.

13. Berson A., Stephen J. Smith Data Warehousing, Data Mining & OLAP: Computing McGraw-Hill, 1997. 640 p.

14. Khoroshev N.I. Assessment of technical condition of power oil-filled engineering equipment in different operation modes // Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. 2013. T. 323, № 4. P. 162-167.

15. Khoroshev N.I. Decision making support system in case of actual technical condition control of the electroengineering equipment on the basis of the adaptive complex model of short-term forecasting: dis. kand. tekhn. nauk. Perm', 2012. 167 p.

16. Ian W., Elbe F. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations. San Francisco, 2000. 416 p.

17. Khal'd A. Mathematical statistics with technical applications: per. s angl. M., 1956. 664 p.

18. Vasil'ev F.P. Optimization methods. M.: Faktorial press, 2002. 824 p.

19. McLaughlin M. Oracle Database 11g PL/SQL Programming. New York: McGraw Hill, 2008. 835 p.

20. Sciore E. Database design and implementation. New York: Wiley, 2008. 784 p.