

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ РАДИОГРАФИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ СВАРНЫХ СОЕДИНЕНИЙ НА АЭС

А.О. Скоморохов, А.В. Нахабов, П.А. Белоусов

*Обнинский государственный технический университет атомной энергетики,
г. Обнинск*



В статье представлены результаты разработки алгоритмов для автоматизированного анализа результатов радиографического контроля сварных соединений на АЭС, основанных на современных методах распознавания образов. Рассмотрены вопросы автоматической сегментации радиографического снимка, выявления дефектов и оценки их параметров. Эффективность полученных методов проверена на реальных снимках сварных соединений, имеющих значительный разброс параметров.

ВВЕДЕНИЕ

Одними из важнейших объектов контроля на АЭС являются сварные соединения трубопроводов и конструкций, от состояния которых зависит надежная и безопасная работа ее основных систем. К наиболее используемым методам неразрушающего контроля сварных соединений, наряду с ультразвуковым, относится рентгеновский или радиографический метод.

Радиографический контроль основан на взаимодействии рентгеновского (возможно, гамма- или тормозного) излучения с контролируемым материалом и последующей регистрации полученного радиационного изображения контролируемого объекта. Радиационное изображение регистрируется на рентгеновскую пленку в виде радиографического снимка, который служит основным документом по итогам проведения контроля. Затем проводится анализ (расшифровка) полученного снимка, по результатам которого делаются выводы о наличии в контролируемом объекте дефектов. В большинстве случаев расшифровка выполняется дефектоскопистом вручную с минимальным уровнем автоматизации, что приводит к увеличению времени контроля и большому влиянию «человеческого фактора».

Задача автоматизации анализа радиографических снимков относится к области автоматической обработки изображений и распознавания образов. Различные методы решения этой задачи предложены, например, в работах [1–5].

Целью данной работы является разработка нового подхода к распознаванию образов применительно к рентгеновской дефектоскопии. Главным отличием предлагаемого подхода от общепринятого анализа изображений является анализ распределений яркости снимка. Также предлагается использование методов кластерного анализа как для сегментации снимков, так и для объективного определения факта наличия или отсутствия дефектов и автоматического выделения областей,

соответствующих дефекту. Наконец, показано, что алгоритм опорных векторов позволяет строить надежные алгоритмы распознавания дефектов.

СЕГМЕНТАЦИЯ РАДИОГРАФИЧЕСКОГО СНИМКА

В качестве исходных данных в настоящей работе использовались радиографические снимки стыковых сварных соединений. Типичный снимок, использованный в дальнейшем при разработке методов автоматизированного анализа, представлен на рис. 1.

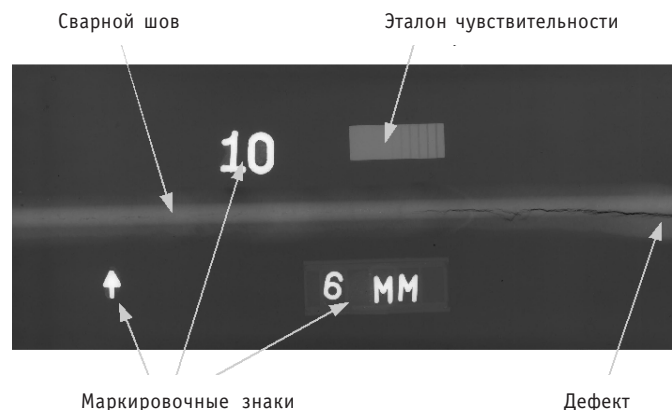


Рис. 1. Пример радиографического снимка стыкового сварного соединения

Как видно из рисунка, примерно по центру снимка располагается сварной шов, в правой части которого присутствует дефект типа трещины. Все остальные объекты на снимке располагаются с двух сторон (выше и ниже) шва. Среди них находятся эталон чувствительности, необходимый для анализа снимка, и маркировочные знаки, которые содержат информацию о нумерации контролируемого участка, его границах и толщине сваренных деталей.

После перевода в цифровую форму снимок представляется в виде графического файла формата BMP. Этому файлу может быть поставлена в соответствие матрица точек (пикселей) со значениями яркости (плотности потемнения снимка) в диапазоне от 0 до 255:

$$Z = \begin{pmatrix} z_{11} & z_{12} & \dots & z_{1m} \\ z_{21} & z_{22} & \ddots & z_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{n1} & z_{n2} & \dots & z_{nm} \end{pmatrix}, \quad 0 \leq z_{ij} \leq 255. \quad (1)$$

Типичный размер изображения (на рис.1 $n=1010$ и $m=2369$) составляет 2.4–2.5 млн. точек.

Основными являются следующие этапы анализа радиографического снимка [6]:

- проверка на соответствие требованиям ГОСТ 7512-82;
- выявление дефектов различного рода;
- оценка размеров дефектов.

Для выполнения этих этапов, в первую очередь, необходимо произвести сегментацию снимка – выделить на нем области для дальнейшего анализа, каждая из которых содержала бы только один из имеющихся объектов.

ЭВРИСТИЧЕСКИЙ МЕТОД СЕГМЕНТАЦИИ

В нашем случае решение задачи сегментации упрощается тем, что все снимки имеют определенную схожую структуру – три горизонтальные полосы. Примерно

по центру снимка находится сварной шов, выше и ниже которого расположены полосы, содержащие различные служебные объекты. Это позволяет выполнить сегментацию в два этапа.

На первом этапе определяется сегмент сварного шва, для чего рассматривается распределение суммарной яркости снимка вдоль вертикальной оси:

$$\sum_{j=1}^m z_{ij}, i = 1, 2, \dots, n. \quad (2)$$

Такое распределение представлено на рис. 2 (средний график). Искомым границам сварного шва будут соответствовать локальные минимумы, ближайшие к центру снимка.

После выделения области сварного шва на втором этапе осуществляется сегментирование верхней и нижней частей снимка. Для этого анализируется распределение суммарной яркости вдоль горизонтальной оси для каждой части изображения отдельно:

$$\sum_{i=n_1}^{n_2} z_{ij}, i = 1, 2, \dots, m, \quad (3)$$

где n_1, n_2 – границы соответствующей части снимка. Объектам на снимке соответствуют области резкого изменения значения величины (3). Соответствующие распределения для верхней и нижней частей снимка представлены верхним и нижним графиками на рис. 2.

Для нахождения границы таких областей использовался метод кумулятивных сумм [7]:

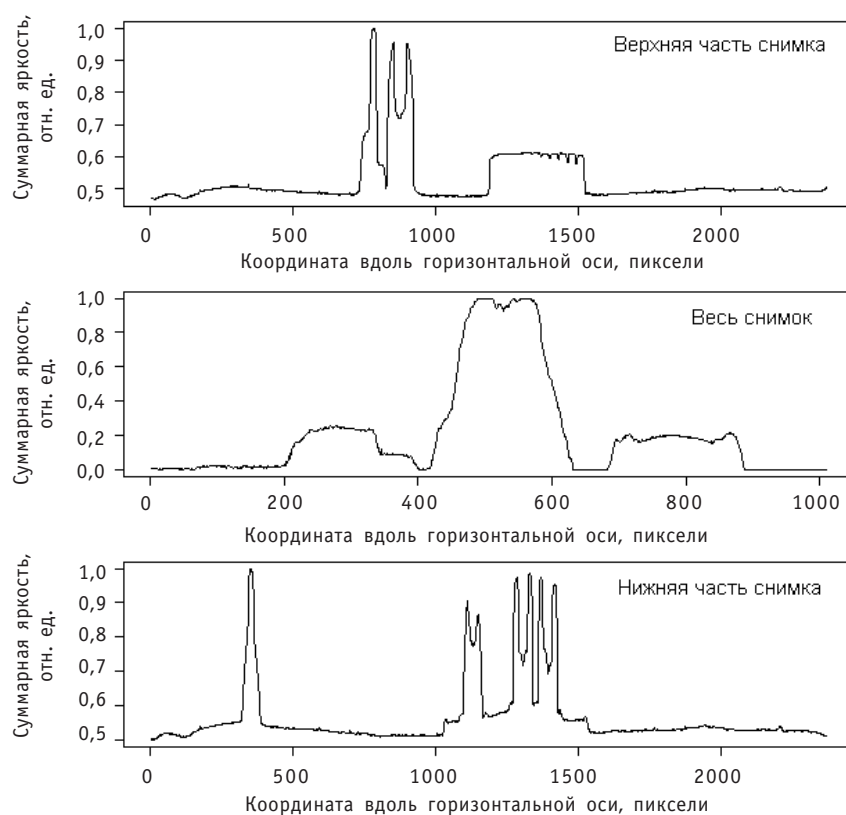


Рис. 2. Распределения суммарной яркости снимка вдоль осей координат

$$S_t = \sum_{i=1}^t B_i, \quad 1 \leq t \leq m, \quad (4)$$

где B_i определяется по формуле (3) отдельно для верхней и нижней частей снимка. Точки изменения наклона кумулятивной суммы соответствуют границам сегментов.

ВЫДЕЛЕНИЕ ОТДЕЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ СНИМКА МЕТОДОМ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА

После эвристической сегментации снимка необходимо выделить отдельные объекты, находящиеся в различных сегментах, для их последующей обработки. Эта операция также осуществляется в два этапа.

Сначала для каждого сегмента находится распределение значений яркости точек, на основе которого определяется порог, отделяющий точки с большей яркостью. Для унифицированной обработки снимков различной яркости порог выбирался как квантиль уровня $\alpha = 0.75$ распределения яркости.

Затем из сегмента брались только точки, превышающие порог, и для них проводится кластерный анализ с помощью метода кратчайшего незамкнутого пути [8].

Основная идея этого метода заключается в построении для точек выборки графа, соединяющего все точки, имеющего наименьшую длину и не имеющего петель. Разрезание самых длинных ребер этого графа приводит к образованию непересекающихся подмножеств точек, которые и образуют кластеры. Для нахождения таких ребер для всех участков пути сначала рассчитывается значение следующего критерия:

$$\lambda_i = \frac{\beta_i^{\max}}{\alpha_i}, \quad (5)$$

где α_i – длина участка пути между соседними точками, а β_i^{\max} – максимальная длина непосредственно прилегающего участка. После этого разрезание графа осуществляется по ребрам, для которых $\lambda_i < 1$.

Особенностью алгоритма КНП и его достоинством для рассматриваемой задачи является способность выделять некомпактные протяженные кластеры, для которых расстояния между точками одного кластера сравнимы с межкластерным расстоянием.

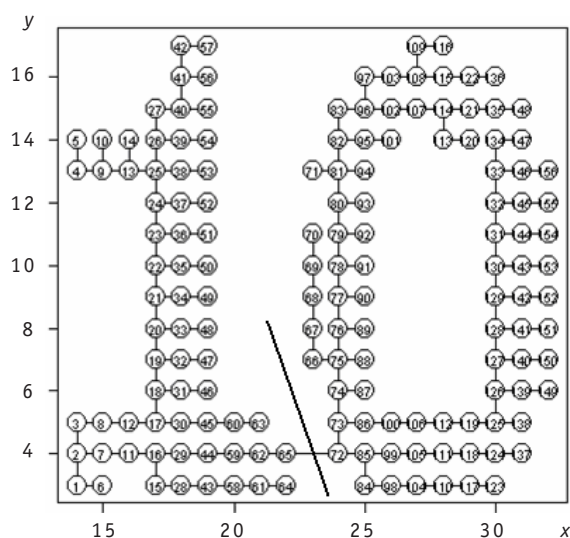


Рис. 3. Пример кратчайшего незамкнутого пути

На рис. 3 приведен пример такого графа для точек снимка, соответствующих маркировочному знаку «10». По осям указаны координаты точек в пределах соответствующего сегмента. В данном случае условию (5) соответствует единственный участок пути, соединяющий точки знаков «1» и «0», по которому и происходит разрезание графа (показано наклонной прямой), в результате чего мы получаем два кластера, соответствующие цифрам «1» и «0».

Аналогичным образом производится выявление объектов и в остальных сегментах, после чего

выполняется их распознавание (в случае маркировочных знаков) или определение необходимых параметров, таких как средняя плотность потемнения и чувствительность в случае эталона. Ограниченный объем статьи не позволяет остановиться на этих вопросах подробнее.

ВЫЯВЛЕНИЕ ДЕФЕКТОВ МЕТОДАМИ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА

Перейдем непосредственно к задаче выявления дефектов и определения их размеров. Для решения этой задачи необходимо провести анализ изображения сварного шва (средняя часть снимка на рис. 1).

Снимок сварного шва можно представить как последовательность векторов $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_m$ (m – число точек вдоль горизонтальной оси), а каждый вектор $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ (n – число точек вдоль вертикальной оси) представляет собой распределение яркости вертикального «среза» шва.

Кластерный анализ m точек проводился в n -мерном пространстве признаков. Однородность исследуемого множества (отсутствие ярко выраженных кластеров) будет свидетельствовать об однородности распределения яркости вдоль сварного шва или, другими словами, об отсутствии дефектов. В случае выявления кластеров распределение яркости неоднородно, и наряду с нормальными участками шва имеют место быть участки, содержащие дефекты, например, трещины.

В нашем случае выборка данных состояла из 2369 векторов, каждый из которых был задан 223 признаками. Использовался метод иерархической кластеризации с объединением [9]. В этом методе на первом шаге каждый объект выборки рассматривается как отдельный кластер, после чего работа алгоритма сводится к последовательному объединению в кластеры наиболее близких объектов на основании матрицы сходства. Различные варианты метода отличаются используемыми мерами сходства и способами объединения объектов в кластеры (мерами связи). В данном случае наилучшие результаты были получены для метода Уорда [9] с евклидовым расстоянием в качестве меры сходства. На рис. 4 представлен результат кластерного анализа в виде дендрограммы, которая наглядно представляет последовательность объединения объектов выборки в кластеры. По оси абсцисс откладывается номер объекта выборки (на рис. 4 номера точек опущены), а по оси ординат – значение меры сходства, при котором это объединение произошло.

Из рис. 4 можно сделать вывод, что рассматриваемая выборка имеет ярко выраженную кластерную

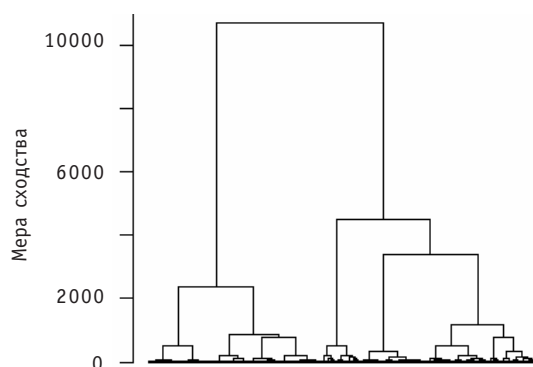


Рис. 4. Дендрограмма для профилей сегмента сварного шва

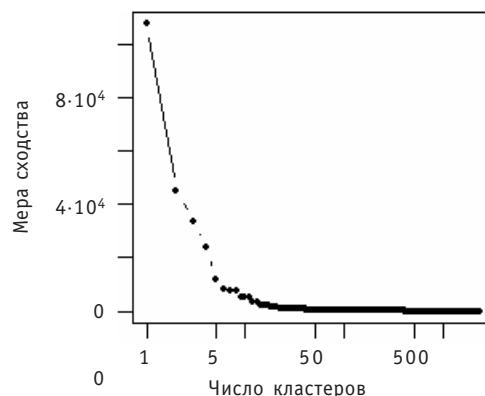


Рис. 5. Зависимость меры сходства от числа кластеров

структуру. Для определения оптимального числа кластеров воспользуемся зависимостью меры сходства от числа кластеров (рис. 5). Точка излома этой зависимости соответствует числу кластеров, равному пяти.

Для интерпретации полученных кластеров построим зависимость номера кластера от номера профиля (его координаты вдоль шва) и сравним ее с изображением сварного шва (рис. 6).

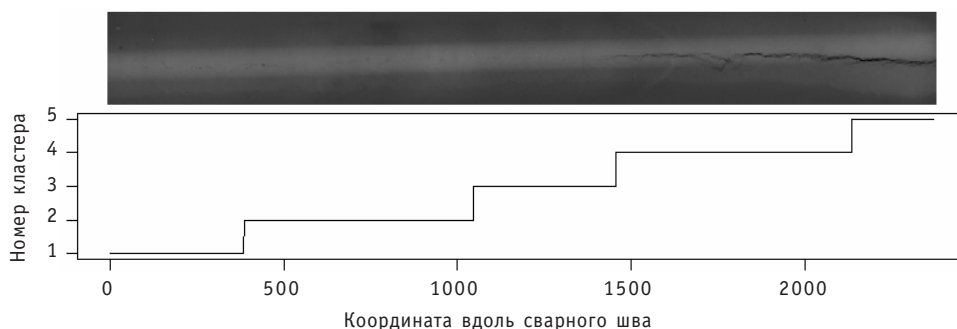


Рис. 6. Сегмент сварного шва (вверху) и зависимость номера кластера от координаты профиля вдоль шва

Поскольку полученные в результате анализа номера кластеров являются произвольными, предварительно была выполнена их перенумерация в соответствии со средней координатой внутри кластера. Как видно из рисунка, бездефектным участкам шва соответствуют первые три, а дефектным – последние два кластера.

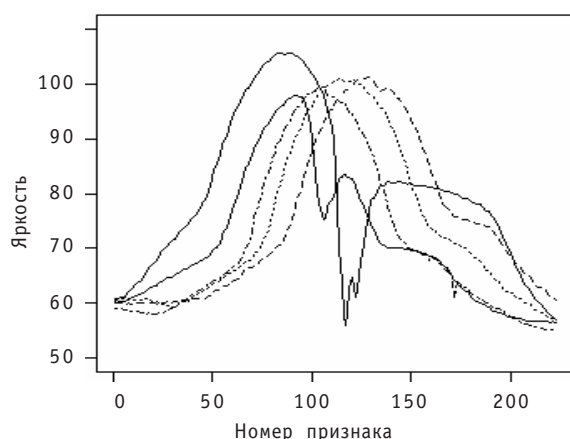


Рис.7. Средние профили кластеров

На рис.7 представлены центры полученных кластеров. Две сплошные кривые относятся к центрам кластеров, соответствующих области дефекта. Видно, что эти кластеры характеризуются наличием минимумов яркости в середине (по высоте) снимка, что соответствует затемнениям снимка в области трещины.

Таким образом, с помощью методов кластерного анализа удалось автоматически выявить неоднородность распределения точек в пространстве признаков, определяемую наличием дефектов в сварном шве.

АВТОМАТИЧЕСКОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ДЕФЕКТОВ

Для автоматического выявления дефектов в сварном шве нами был выбран алгоритм опорных векторов (SVM – Support Vector Machine) [10], относящийся к наиболее мощным и развитым алгоритмам решения задачи классификации.

Поясним принцип работы алгоритма на примере, приведенном на рис. 8.

На этом рисунке на плоскости показаны точки выборки данных, относящиеся к двум классам. Задача алгоритма классификации заключается в нахождении разделяющей прямой, которая являлась бы оптимальной границей между точками различных классов. Алгоритм SVM решает эту задачу путем максимизации ширины

границы – расстояния между ближайшими точками классов. Теоретически доказано, что при таком выборе разделяющей прямой минимизируется ошибка классификации на новых данных, которые не участвовали в процессе обучения [10].

В общем случае для нахождения оптимальной разделяющей гиперплоскости (решающего правила) вида

$$f(\bar{x}) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i K(\bar{x}_i, \bar{x}) + b\right) \quad (6)$$

необходимо решить следующую оптимизационную задачу:

$$\max \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) \quad (7)$$

при условии $\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0$, $0 \leq \alpha_i \leq C$, $i = 1, \dots, n$.

Здесь α_i – множители Лагранжа; x_i и y_i – i -й объект выборки и его метка класса (+1 или -1); n – объем обучающей выборки; C – параметр алгоритма, определяющий соотношение между сложностью полученной границы и числом ошибок классификации; b – смещение решающего правила. Функция $K(x_i, x_j)$ называется ядром и зависит только от скалярного произведения векторов признаков. Этим достигается легкое обобщение алгоритма на нелинейный случай (при использовании нелинейного ядра) и слабая зависимость от размерности пространства признаков.

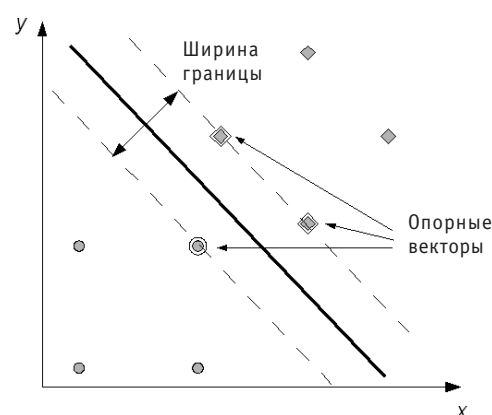


Рис.8. Пример классификации с помощью алгоритма SVM

Вид разделяющей гиперплоскости зависит только от ближайших к ней точек выборки, для которых $\alpha_i \neq 0$. Эти точки и называются опорными векторами.

В нашем случае алгоритм SVM применялся для получения решающего правила, с помощью которого можно было бы определять наличие дефекта в отдельном профиле (вертикальном срезе) рентгеновского снимка сварного шва. Использовался вариант алгоритма с линейным ядром, дающий в результате наиболее простую границу между точками различных классов. Для формирования обучающей выборки из исходных данных брался каждый второй профиль, размерность пространства признаков при этом равнялась 223. В качестве классификационного вектора использовались результаты экспертного анализа радиографического снимка.

В результате был получен алгоритм с оптимально подобранными параметрами, имеющий нулевую ошибку классификации на обучающей и независимой проверочной выборках данных для сегмента сварного шва. При этом полученное правило зависит всего от 17 опорных векторов (1,5% от объема обучающей выборки), которые представляют собой наиболее характерные профили для объектов каждого класса. Большая часть этих профилей расположена вблизи границы классов.

Таким образом, был получен алгоритм, позволяющий осуществлять автоматическую точную классификацию данных и тем самым определять наличие дефектов в сварном соединении, используя при этом очень малую часть исходной выборки данных, определяемую опорными векторами.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенных исследований были разработаны и реализованы в виде прототипа специализированного программного обеспечения методы автоматизированного анализа радиографических снимков сварных соединений на АЭС, предназначенные для решения задач сегментации снимка, выделения объектов и выявления дефектов в сварном шве. В качестве первичных признаков использовались распределения яркости рентгеновского снимка, не привязанные прямо к элементам изображения. Применение различных методов кластерного анализа позволило решить задачи как сегментации снимков, так и объективного обнаружения дефектов. Алгоритм опорных векторов позволил построить решающее правило для точного распознавания дефектных участков сварного соединения. Эффективность полученных алгоритмов была подтверждена на ряде снимков со значительно отличающимися характеристиками. Полученные результаты являются основой для создания полнофункционального программного обеспечения для автоматизированного анализа результатов радиографического контроля сварных соединений на АЭС.

Литература

1. Горбунов В.И., Епифанцев Б.Н. Автоматические устройства в радиационной дефектоскопии. – М.: Атомиздат, 1979.
2. Jagannathan H., Bhaskar N., Sriraman P., Vijay N. A Step Towards Automatic Defect Pattern Analysis and Evaluation in Industrial Radiography using Digital Image Processing/Proc. of 15th World Conference on Nondestructive Testing. – Roma, 2000.
3. Федотов Н.Г., Никифорова Т.В. Техническая дефектоскопия на основе новой теории распознавания образов//Измерительная техника. – 2003. – №12.
4. Ефименко Л.А., Григорченко С.А. Программное обеспечение комплекса автоматизированной расшифровки радиографических изображений//Контроль. Диагностика. – 2007. – № 12. – С. 26 -29.
5. Фурсов А.С., Филинов М.В. К вопросу об автоматизации анализа изображений аппаратно-программными комплексами цифровой радиографии//Контроль. Диагностика. – 2008. – № 9. – С. 6 -15.
6. ГОСТ 7512-82. Контроль неразрушающий. Соединения сварные. Радиографический метод (с Изменением № 1), 2003.
7. Никифоров В.Н. Последовательное обнаружение изменения свойств временных рядов. – М.: Наука, 1983.
8. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применение. – М.: Советское радио, 1972.
9. Ким Дж.-О, Мьюллер Ч.У., Клекка У.Р. и др. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ/Пер. сангл. подред. И.С. Енюкова. – М.: Финансы и статистика, 1989.
10. Cristianiny N., Shawe-Taylor J. An introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods. – Cambridge University Press, 2000.

Поступила в редакцию 11.11.2008

ABSTRACTS OF THE PAPERS

УДК 621.039.58

Operational Reliability Statistical Analysis of Reactors VVER-1000 Electropump Units CN 60-180 by Kernel Estimation Methods \ A.V. Antonov, V.A. Chepurko, N.G. Zulyaeva, A.Y. Belousov, V.V. Taratunin; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering) – Obninsk, 2009. – 10 pages, 1 table, 7 illustrations. – References, 15 titles.

The paper considers questions of processing of the statistical information on pump aggregates CN 60-180 failures during operation. Pump units CN 60-180 are part of the regular equipment of reactors VVR-1000. The information for the analysis is obtained from branch database VNIIAES. The object operation observation period is 01.01.1990–31.12.2007. To processing the statistical information the nonparametric estimation method named kernel estimation was applied. Such pump units reliability characteristic estimates, as operating time to failure probability density and distribution function, probability of non-failure operation and hazard rate are obtained. The work results are used for acceptance of managing influences.

УДК 621.039.586

Support System of Emergency Actions Management for the NPP with a BN-Type Reactor \ Y.M. Volkov, A.I. Voropaev, S.T. Leskin; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering) – Obninsk, 2009. – 7 pages, 2 illustrations. – References, 16 titles.

In article described the status of development and the content of a software-technical complex for emergency actions support for BN-type reactors. It represents a system of interconnected mathematical models, techniques, technical and software means. The considered complex is developed at the Institute of Physics and Power Engineering (IPPE) and represents a system for support of emergency actions management for reactors of BN-type.

УДК 543.272.2: 543.25

Elektrokonduktometric Gs-Analyzers of Hydrogen: Long-Term Operating Experience \ E.A. Kochetkova, V.V. Leshkov, V.P. Kornilov, S.G. Kalyakin, A.V. Drobishev, S.N. Skomorokhova, S.V. Bogdanov; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering) – Obninsk, 2009. – 7 pages, 4 tables, 5 illustrations. – References, 9 titles.

The article presents the results of the development and long-term operating experience of electrokonduktometric gas-analyzers of hydrogen. Technical characteristics and employment examples for several variants of devices, type AV and SOV, are resulted. Gas-analyzers of hydrogen destined for continuous automatic measurement of a volume fraction of hydrogen in gas environments: He, Ar, N₂, protective atmospheres of research and industrial installations, as well for air environments with reference to hydrogen safety on the atomic power station. The presented variants of gas-analyzers of hydrogen are united uniform by an elektrokonduktometric action principle.

УДК 621.039.53: 620.179.152

Automated Result Analysis in Radiographic Testing of NPPs' Welded Joints \ A.O. Skomorokhov, A.V. Nakhabov, P.A. Belousov; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering) – Obninsk, 2009. – 8 pages, 8 illustrations. – References, 10 titles.

The paper describes development of algorithms for automated radiographic image interpretation, which based on modern data analysis methods. Only images for welded joints are considered yet. The paper covers automatic image segmentation, object recognition and defect detection issues. Testing results for actual radiographic images with wide parameter variation are presented as well.

УДК 621.039.58

The Residual Lifetime Estimation for the RBMK-1000 PCS of the Smolensk NPP's First Power Unit \ S.V. Sokolov; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering) – Obninsk, 2009. – 7 pages, 1 table, 4 illustrations. – References, 3 titles.

In the paper the method of residual lifetime estimation for nuclear power plants' (NPP) electrical equipment are considered. The mathematical model of the reliability characteristics calculation for the protection control system is given. The results of the residual lifetime calculations for the PCS's subsystem are represented in the paper. As a basis for calculation the statistical data about failures of the RBMK-1000 protection control system