



ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ СЕГМЕНТАЦИИ РАДИОГРАФИЧЕСКИХ СНИМКОВ СВАРНЫХ СОЕДИНЕНИЙ

В. В. РЕМНЕВА, И. Ф. ПОГРЕБНЯК, А. В. ШАРКО

Херсон. нац. техн. ун-т. 73008, г. Херсон, Бериславское шоссе, 24. E-mail: kfte@tlc.kherson.ua

Исследована эффективность методов сегментации радиографических изображений сварных соединений, основанных на вычислении оценки сходимости результатов и заключений экспертов. Определены перспективы использования алгоритма нечеткой кластеризации системы автоматического анализа изображений при радиографическом контроле сварных соединений. На основе результатов экспериментальных исследований показано, что наиболее приемлемым методом сегментации радиографических изображений сварного шва является метод нечеткой кластеризации С-средних. Полученные результаты могут быть использованы при создании программного обеспечения для автоматизированного анализа результатов неразрушающего контроля сварных швов. Это позволит повысить качество контроля сварных соединений и сократить временные затраты на его проведение. Библиогр. 19, рис. 1, табл. 1.

Ключевые слова: радиография, сегментация, изображение, критерии, качество, оценки

Радиографический метод контроля является основным методом неразрушающего контроля сварных соединений, получившим наибольшее распространение в связи с простотой, наглядностью и документальным подтверждением результатов испытаний. Радиографический контроль применяют для выявления трещин, непроваров, прожогов, подрезов, пор, шлаковых включений, а также для оценки величины выпуклости и вогнутости корня шва, недоступных для внешнего осмотра [1].

Для обеспечения высокой точности выявления дефектов и оценки их параметров, уменьшения времени контроля и снижения требований к квалификации оператора используют системы автоматизированного анализа и сегментации изображений. Так как наибольший объем всех возникающих ошибок связан с некорректной локализацией областей снимков, содержащих дефекты, разработка эффективных методов сегментации радиографических изображений сварного шва является актуальной.

Вопросам сегментации радиографических изображений сварных соединений посвящено достаточно много работ [2–12]. В работе [2] для обнаружения дефектов сварного шва использовали метод водораздела; методы сегментации для выделения дефектов сварных соединений, основанные на пороговой обработке, рассмотрены в работах [3, 4], в работе [5] для обнаружения дефектов использовали метод нечеткой кластеризации. Методы выделения границ с использованием фильтров Собеля, Превитта, Робертса, Лапласиана Гауссиана и Канны рассмотрены в работах [6, 7]. В работе [8] исследовано применение метода Оцу для обнаружения дефектов сварных соединений. Сегментация изображений, основанная на областях, использована

в работах [9, 10]. В работе [11] для обработки изображений предлагается использовать кластеризацию методом К-средних. Метод сегментации изображений, основанный на процедуре «среднего сдвига», рассматривается в работе [12].

Многообразие алгоритмов сегментации радиографических изображений, их достоинства, недостатки, трудности использования области применения и выполненных на их основе оценок их эффективности составляет одну из нерешенных задач технической диагностики и неразрушающего контроля металлопродукции.

Целью работы является разработка и исследование методов количественной оценки эффективности сегментации радиографических изображений сварных соединений.

Для количественной оценки качества сегментации радиографических изображений были использованы критерии, основанные на вычислении меры отличия результатов сегментации и истинной формы объектов изображений.

Критерий FOM (Figure of Merit), соответствующий расстоянию между идеальным контуром I_t и контуром, полученным в результате сегментации I_s :

$$FOM(I_t, I_s) = \frac{1}{\max\{card(I_t), card(I_s)\}} \times \sum_{i=1}^{card(I_s)} \frac{1}{1+d^2(i)}, \quad (1)$$

где $card(I_t)$ – количество пикселей в множестве I_t ; $card(I_s)$ – количество пикселей в множестве I_s ; $d(i)$ – расстояние между i -м пикселем I_s и ближайшим к нему пикселем в I_t [13].

Критерий RMS (Root Mean Squared Error), основанный на вычислении среднеквадратичной ошибки:



$$RMS(I_1, I_2) = \left[\frac{1}{card(X)} \sum_{x \in X} (I_1(x) - I_2(x))^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (2)$$

где $I_i(x)$ – интенсивность пикселя x в изображении I_i ; X – множество пикселей на сегментируемом изображении [13].

Критерий RI (Rand Index), определяемый выражением:

$$RI = \frac{a+b}{a+b+c+d} = \frac{a+b}{\binom{n}{2}}. \quad (3)$$

Если $S = \{O_1, \dots, O_n\}$ – множество пикселей, $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ и $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ два результата сегментации, то a – количество пар элементов в S , которые отнесены к одному подмножеству в X и Y ; b – количество пар элементов в S , которые отнесены к разным подмножествам в X и Y ; c – количество пар элементов в S , которые отнесены к одному и тому же подмножеству в X и к разным подмножествам в Y ; d – количество пар элементов в S , которые отнесены к разным подмножествам в X и к одному и тому же в Y [14].

Критерий GCE (Global Consistency Error), в котором глобальная ошибка несовместимости вычисляется по формуле:

$$GSE(S, S') = \frac{1}{N} \times \min \left\{ \sum_i LRE(S, S', x_i), \sum_i LRE(S', S, x_i) \right\}, \quad (4)$$

где $LRE(S, S', x_i) = \frac{|C(S, x_i) \setminus C(S', x_i)|}{|C(S, x_i)|}$ – два ре-

зультата сегментации; $X = \{x_1, \dots, x_N\}$ – пиксели на результатах сегментации; $C(S, x)$ обозначает сегмент в S , содержащий пиксель x_i ; $C(S', x)$ – сегмент в S' , содержащий пиксель x_i [15].

Критерий VI (Variation of Information), который определяется выражением:

$$VI(C, K) = H(C | K) + H(K | C), \quad (5)$$

где $H(C | K) = - \sum_{k=1}^{|K|} \sum_{c=1}^{|C|} \frac{a_{ck}}{N} \log \frac{a_{ck}}{\sum_{c=1}^{|C|} a_{ck}}$;

$H(K | C) = - \sum_{c=1}^{|C|} \sum_{k=1}^{|K|} \frac{a_{ck}}{N} \log \frac{a_{ck}}{\sum_{k=1}^{|K|} a_{ck}}$; N – количество

пикселей; $C = \{c_i | i = 1, \dots, n\}$ и $K = \{k_j | j = 1, \dots, m\}$ – два варианта сегментации изображения; a_{ij} – количество пикселей, которые являются членами класса c_i и элементами класса k_j [16].

Критерий BDE (Boundary Displacement Error) – средняя ошибка смещения граничных пикселей одного результата сегментации от ближайших граничных пикселей другой сегментации [17]. Критерий определяется выражением

$$\mu_{LA}(u, v) = \begin{cases} \frac{u-v}{L-1} & 0 < u-v, \end{cases} \quad (6)$$

где $\mu_{LA}(u, v)$ – функция принадлежности, которая описывает нечеткое отношение.

В случае сегментации изображения, когда границы построенного разбиения совпадают с границами эталонных объектов, значения критериев FOM и RI должны стремиться к единице, а значения критериев RMS, GCE, VI и BDE – к нулю.

Рассмотрены методы сегментации изображений: выделения границ (с использованием фильтров Собеля, Превитта, Робертса, Лапласиан Гуссиана и Канни), методы пороговой обработки (адаптивной и метод Оцу), метод выращивания областей, метод разделения и слияния областей, методы кластеризации (K -средних, нечеткой кластеризации C -средних, среднего сдвига) и метод водораздела [2–12].

Исследование методов сегментации проводилось на 50 радиографических изображениях сварных соединений, содержащих дефекты различного типа. Для моделирования работы приведенных алгоритмов сегментации использовали среду MatLab. Результаты работы алгоритма сравнивали с сегментацией, выполненной экспертом в ручном режиме с помощью графической системы Photoshop. На рисунке приведен пример исходного радиографического изображения сварного шва (*a*) и результатов его сегментации алгоритмами Собеля (*b*), Превитта (*в*), Робертса (*г*), Лапласиан Гуссиана (*д*), Канни (*е*), адаптивной пороговой обработки (*ж*), Оцу (*з*), выращивания областей (*и*), разделения и слияния областей (*к*), K -средних (*л*), нечеткой кластеризации C -средних (*м*), среднего сдвига (*н*), маркерного водораздела (*о*).

В таблице представлены средние значения выбранных критериев для различных методов сегментации.

В таблице фоном выделены те ячейки, значения которых являются наилучшим результатом сегментации с точки зрения каждого критерия.

Полученные данные подвергали статистической обработке. Проверку нормальности распределения исследуемых данных проводили с использованием критерия Колмогорова–Смирнова [18]. Критический уровень значимости при проверке статистических гипотез p принимался равным 0,05. В связи с тем, что все данные имели распределения, отличные от нормального, для проверки гипотезы о равенстве средних значений применялся непараметрический критерий Кру-

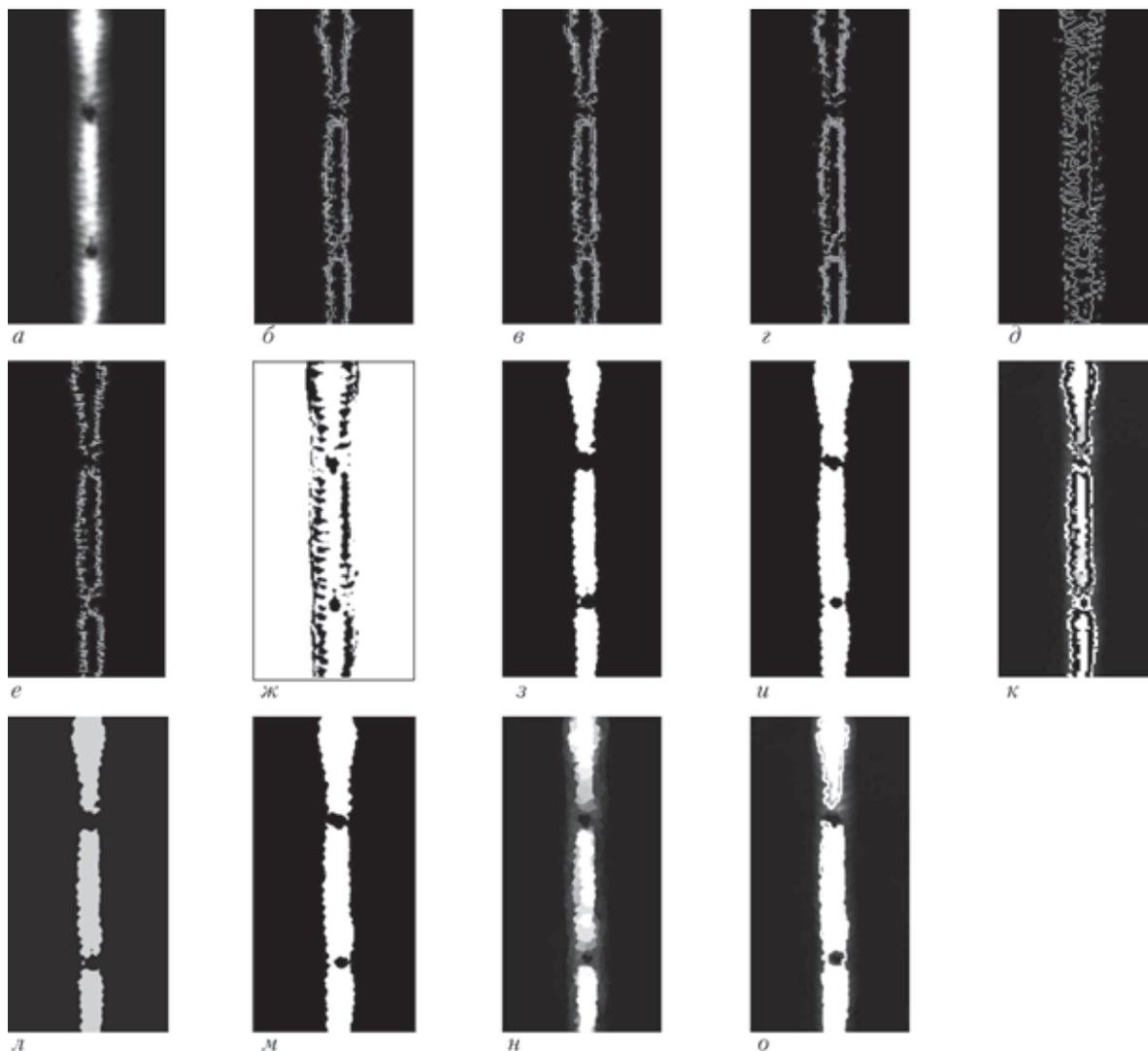


Рисунок. Данные для проведения вычислительного эксперимента (описание а–о см. в тексте)

Результаты сравнительного анализа

Методы	Критерии					
	FOM	RMS	RI	GCE	VI	BDE
Собея	0,3975	0,3536	0,7812	0,0482	0,6731	2,7214
Превитта	0,4005	0,3514	0,7835	0,0477	0,6643	2,5038
Робертса	0,4047	0,3417	0,7938	0,0620	0,6775	2,1863
Лапласиан Гауссиана	0,3339	0,3687	0,7651	0,0675	0,7605	2,8061
Канни	0,4122	0,3523	0,7826	0,0465	0,6632	2,5642
Адаптивной пороговой обработки	0,2920	0,9101	0,7156	0,1813	1,0314	3,2973
Оцу	0,5293	0,1727	0,9421	0,0488	0,3134	1,7840
Выращивания областей	0,5937	0,1456	0,9585	0,0382	0,2580	1,9528
Разделения и слияния областей	0,3744	0,3010	0,8352	0,1067	0,6989	5,2764
К-средних	0,4823	0,2391	0,8922	0,0728	0,4748	9,5858
Нечеткой кластеризации С-средних	0,6288	0,1410	0,9610	0,0372	0,2574	8,4991
Среднего сдвига	0,3051	0,1886	0,9314	0,0548	0,3454	2,9388
Маркерного водораздела	0,3188	0,2381	0,9532	0,0444	0,2974	6,1671

скала–Уоллиса [19]. Если вычисленное значение критерия оказывалось больше критического, различия признавались статистически значимыми.

Проверка гипотезы показала, что различия между средними значениями критериев RI и BDE не являются статистически значимыми, поэтому

данные критерии нецелесообразно использовать при сравнительном анализе методов сегментации радиографических изображений. Таким образом, выбор наилучшего алгоритма рекомендуется проводить с помощью критериев FOM, RMS, GCE и VI. Согласно таблице оптимальные значения данных критериев соответствуют методу нечеткой кластеризации С-средних.

Эффективность данного метода обусловлена присутствием в радиографических изображениях шума и нечетких границ дефектов.

Выводы

На основе полученных результатов экспериментальных исследований наиболее приемлемым



методом сегментации радиографических изображений сварного шва является метод нечеткой кластеризации С-средних.

Статистическая обработка экспериментальных данных показала, что самыми эффективными критериями для оценки качества сегментации радиографических изображений являются FOM, RMS, GCE и VI. Использование критериев RI и BDE для этой цели не рекомендуется.

Полученные результаты могут быть использованы при создании программного обеспечения для автоматизированного анализа результатов неразрушающего контроля сварных швов. Это позволит повысить качество контроля сварных соединений и сократить временные затраты на его проведение.

1. ГОСТ 7512–82. Контроль неразрушающий. Соединения сварные. Радиографический метод. – М.: Изд-во стандартов, 1982. – 19 с.
2. Alaknanda, Anand R. S., Kumar P. Flaw detection in radiographic weldment images using morphological watershed segmentation technique // NDT & E Int. – 2009. – 42(1). – P. 2–8.
3. Image thresholding for weld defect extraction in industrial radiographic testing / N. Nacereddine, L. Hamami, M. Tridi, N. Oucief // Intern. J. of Information and Communication Eng. – 2007. – 3, № 4. – P. 257–265.
4. Исследование алгоритмов сегментации рентгенотелевизионных изображений сварных швов для автоматического обнаружения дефектов / Я. П. Лазоренко, Е. В. Шаповалов, Т. Г. Скуба и др. // Техн. диагностика и неразруш. контроль. – 2009. – № 4. – С. 37–42.
5. A density-based fuzzy clustering technique for non-destructive detection of defects in materials / P. R. Reza Hasanzadeh, A. H. Rezaie, S. H. H. Sadeghi et al. // NDT&E Int. – 2007. – Vol. 40. – P. 337–346.
6. Wafaa Al-Hameed, Mayali Y., Picton P. Segmentation of radiographic images of weld defect // J. of Global Research in Computer Science. – 2013. – 4, №7. – P. 1–4.

Effectiveness of the methods of segmentation of welded joint radiographic images based on calculation of assessment of convergence of results and expert evaluations was studied. Prospects for application of the algorithm of fuzzy clustering of the system of automatic analysis of images at radiographic inspection of welded joints were determined. Proceeding from the results of experimental investigations, it is shown that the method of fuzzy clustering of C-averages is the most acceptable method of segmentation of radiographic images of the weld. Obtained results can be used in development of software for automated analysis of weld NDT results. This will allow improvement of the quality of weld NDT and reducing the time consumption for its performance. Ref. 19, Figures 1, Tables 1.

Keywords: radiography, segmentation, image, criterion, quality, evaluations

7. Faramarzi F., Motamedi M. Image processing for radiographic films of weld inspection // Proceedinds of the Intern. Conf. on Image Processing, Computer Vision, and Pattern Recognition. – 2011. – 1. – P. 337–343.
8. Non-parametric histogram-based thresholding methods for weld defect detection in radiography / N. Nacereddine, L. Hamami, M. Tridi, N. Oucief. // Intern. J. of Electrical, Electronic Sci. and Eng. – 2007. – 1, № 9. – P. 159–163.
9. Vaithiyathan V., Raj A., Venkatraman B. PCA and clustering based weld flaw detection from radiographic weld images // Intern. J. of Eng. and Technology. – 2013. – 5, №3. – P. 2878–2883.
10. Chaudhuri D., Agrawal A. Split-and-merge procedure for image segmentation using bimodal detection approach // Defence Sci. J. – 2010. – 60, № 3. – P. 290–301.
11. Pushpa R. Suri, Mahak. Image segmentation with modified K-means clustering method // Intern. J. of Recent Technology and Eng. (IJRTE). – 2012. – 1, № 2. – P. 176–180.
12. D. Comaniciu, P. Meer. Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2002. – 24, № 5. – P. 3–619.
13. Zhang Y. J. Advances in image and video segmentation. – IBM Press, 2006. – 473 p.
14. Rand W. Objective criteria for the evaluation of clustering methods // J. of the American Statistical Association. – № 6(336). – P. 846–850.
15. Unnikrishnan R., Pantofaru C., Hebert M. Toward objective evaluation of image segmentation algorithms // IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence. – 2007. – 29, № 6 – P. 929–944.
16. Rosenberg A., Hirschberg J. V-measure: A conditional entropy-based external cluster evaluation measure // Proc. of the 2007 Joint Conf. on Empirical Methods in Natural Languages Processing and Computational Natural Language Learning. – Prague, June 2007. – P. 410–420.
17. Yet another survey on image segmentation: Region and boundary information integration / J. Freixenet, X. Munoz, D. Raba et al. // ECCV. – 2002. – P. 408–422.
18. Большев Л. Н., Смирнов Н. В. Таблицы математической статистики. – М: Наука, 1983. – 416 с.
19. Кобзарь А. И. Прикладная математическая статистика. – М: Физматлит, 2006. – 816 с.

Поступила в редакцию
15.03.2014

ИЗДАТЕЛЬСКИЙ ДОМ «ПАТОН»

www.patonpublishinghouse.com

ДЕТЕРМИНИРОВАННЫЙ ХАОС В НЕЛИНЕЙНЫХ ЦЕПЯХ С ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ДУГОЙ. В. Н. Сидорец, И. В. Пентегов. – Киев: Международная ассоциация «Сварка», 2013. – 272 с. Твердый переплет, 165×235 мм.

Монография посвящена изложению результатов исследования фундаментальных свойств электрической дуги как нелинейного элемента электрических цепей. Описаны выявленные закономерности и механизмы возникновения детерминированного хаоса в этих цепях и сценарии его развития. Особое внимание уделено оригинальным математическим методам исследования нелинейных динамических систем. Все полученные результаты проиллюстрированы. Монография рассчитана на широкий круг специалистов в областях теоретической электротехники и нелинейных динамических систем. Она может быть полезна ученым, аспирантам и студентам. ISBN 978-966-96309-0-2.