Кластеризация ультразвуковых изображений отражателей с использованием адаптивного анизотропного диффузного фильтра

Введение

Создание систем автоматизированного распознавания отражателей по изображениям, полученными ультразвуковыми антенными решётками, задача весьма актуальная. Её решение позволит повысить скорость подготовки протоколов контроля и увеличить их достоверность за счёт уменьшения влияния человеческого фактора.

Для эффективного решения задачи распознавания (классификации) нужно специальным образом подготовить изображение отражателей. Один из этапов – это кластеризация (сегментация) изображения с использованием текстурного фильтра. В настоящий момент существует множество подходов к сегментации оптических изображений и приведённый ниже список не претендует на полный охват всех типов текстурных фильтров.

1. Адаптивный анизотропный диффузный фильтр (в зарубежной литературе 2D или 3D AADF) [1].
2. Модифицированный метод нечёткой кластеризации С-средних (в зарубежной литературе Modified Fast Fuzzy C-Means (MFFCM)) [2].
3. Построение матрицы яркостной зависимости (в зарубежной литературе Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)) [3].
4. Метод нечёткой логики второго типа (в зарубежной литературе 2D Band-let Transform (2D BT)) [4].
5. Алгоритм вычисления порога бинаризации для полутонового изображения (Otsu's method) [5].
6. Технология Deep Claster (нейронные сети без обучения) [6].

Следует отметить, что в классической обработке изображений для улучшения контрастности часто используют метод выравнивания гистограмм (в зарубежной литературе Adaptive Mean Adjustment-Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (AMA-CLAHE) [7]). Но тут возникает вопрос: «Окажется ли полезным «вытягивание» амплитуды бликов малых отражателей при наличии контрольного и браковочного уровня для конкретной методики контроля?». Полагаю, что развитие технологий распознавания несплошностей в сварных соединениях нивелирует эту методическую проблему – нейронная сеть будет находить отражатели и классифицировать их, не опираясь на контрольный и браковочные уровни.

Суть метода кластеризации AADF очень изящная – изображение уподобляется распределению диффундирующего вещества в среде с неким коэффициентом диффузии при постоянной температуре. Решая явным численным методом уравнение диффузии, можно наблюдать за эволюцией исходного изображения при увеличении времени. Но что такое коэффициент диффузии для обрабатываемого изображения? В работе [1] был предложен способ решения этой задачи за счёт построения специальной функции описывающей коэффициент диффузии в зависимости от градиента обрабатываемого изображения. Чем больше градиент изображения, то есть чем круче фронты у бликов изображения, тем меньше коэффициент диффузии. И чем меньше градиент, тем ближе коэффициент диффузии к единице. Такой подход приводит к тому, что при увеличении времени наблюдения за «диффузией» изображения блики с резкими границами будут растворятся

плохо, причём крутизна этих бликов практически не изменится. А вот недостаточно сфокусированные блики растворятся намного быстрее и их не будет видно в обработанном изображении.

Модельные эксперименты

Для регистрации эхосигналов в режиме двойного и тройного сканирования использовался дефектоскоп «АВГУР-АРТ», разработанный и изготовленный в Научно-производственном центре «ЭХО+» [8].

В образце толщиной 38 мм с аустенитной ремонтной заваркой было просверлено три отверстия бокового сверления диаметром 2.2 мм (Рис. 1). Антенная решётка (32×(0.76+0.04), мм, 5 МГц) на призме 20 градусов перемещалась по поверхности образца 16 раз с шагом 1.0 мм (режим тройного сканирования). Стрелка красного цвета соответствует размеру области сканирования.

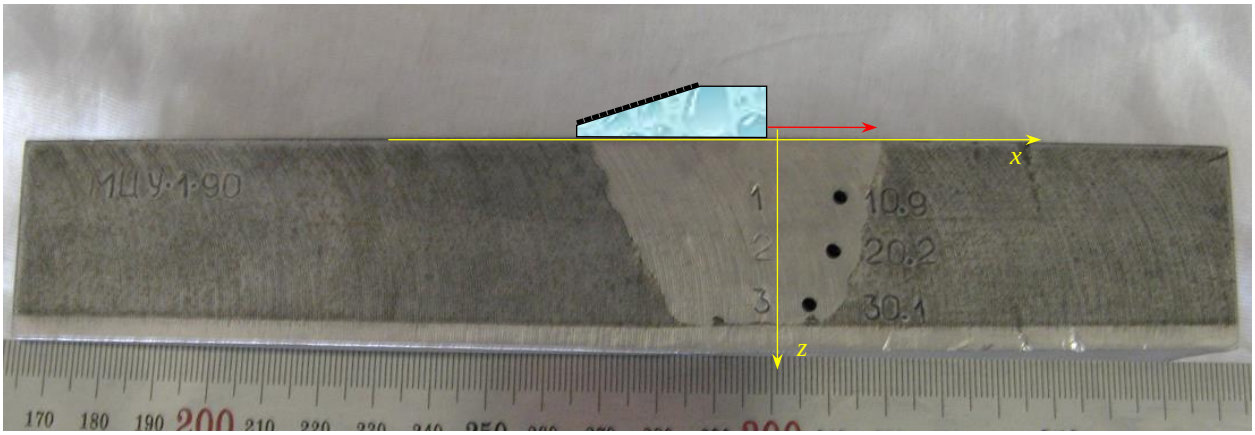

Рис. 1. Фотография объекта контроля

На Рис. 2 показано восстановленное как когерентная сумма 16-и парциальных ЦФА-изображений, ЦФА-Х-изображение,. На изображение линиями красного цвета наброшено изображение образца и БЦО. На изображении хорошо видны блика дна образца, блики трёх БЦО, структурный шум ремонтной заварки и блик межваликового несплавления.

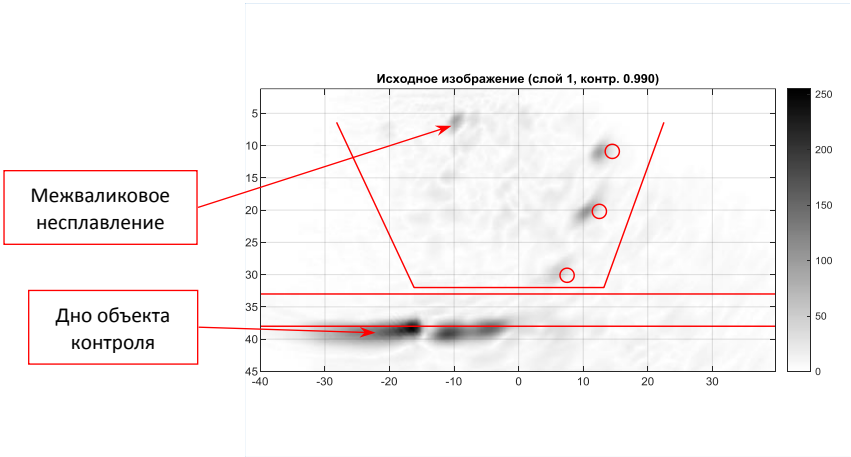

Рис. 2. ЦФА-Х-изображение

На Рис. 3 слева показан результат обработки методом 2D-AADF ЦФА-Х-изображения, показанного на Рис. 2, но после выравнивания его гистограммы. Видно, что на AADF изображении остались только блики дна, БЦО и межваликового несплавления. Структурный шум ремонтной заварки существенно уменьшился. На Рис. 3 справа показан вертикальный срез растрового изображения по пунктирной линии красного цвета. В пределах бликов диффузия привела к равномерному растворению «вещества», которое не проникло вовне блика из-за коэффициента диффузии на границе

блика, стремящегося к нулю. Важно отметить, что крутизна бликов сохранилось. Структурный шум равномерно «растворился» и по этой причине фактически пропал. При использовании простых сглаживающих фильтров блики БЦО расплывутся, и крутизна фронтов их границ уменьшится.

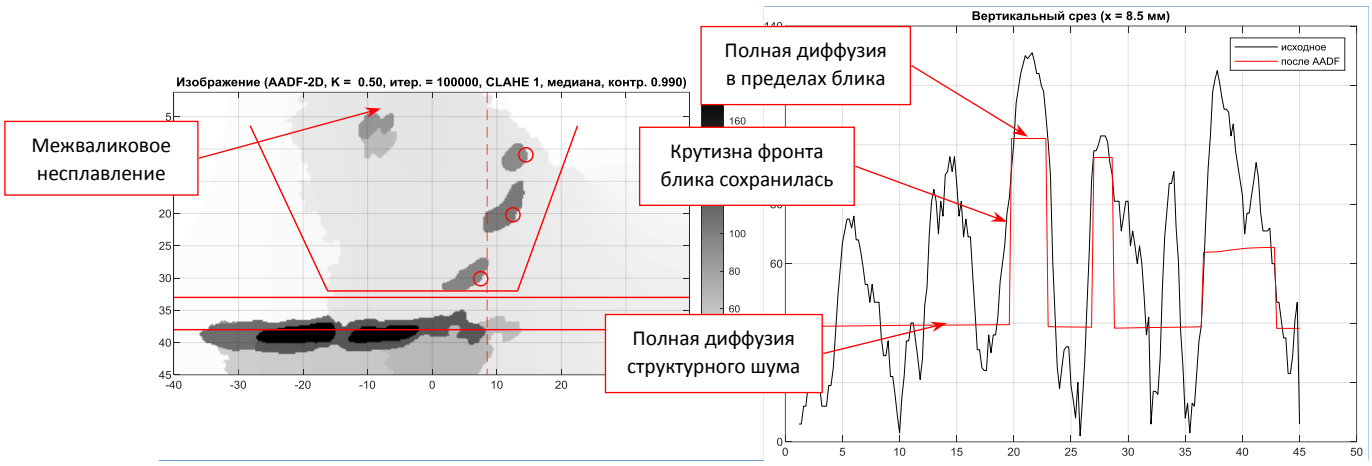

Рис. 3. Слева показано 2D-AADF-изображение, справа – его вертикальный срез по пунктирной линии красного цвета

Так как измерения проводились в режиме тройного сканирования (есть 16 парциальных ЦФА-изображений – по одному для каждого положения антенной решётки), то имеется трёхмерный массив изображений к которому можно применить метод 3D-AADF. На Рис. 4 показан результат обработки методом 3D-AADF ЦФА-изображений, который отличается от того, что показан на Рис. 3 слева б***о***льшей компактностью бликов.

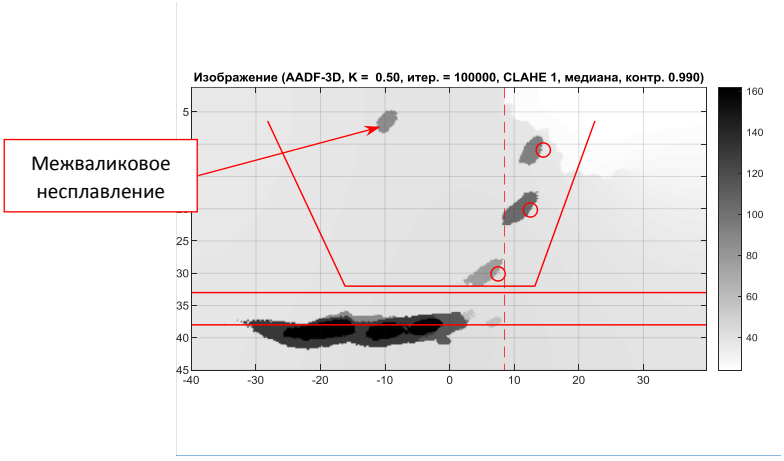

Рис. 4. 3D-AADF-изображение

Выводы

1. Адаптивный анизотропный диффузный фильтр (AADF), разработанный для обработки оптических изображений, можно использовать и для обработки изображений отражателей, восстановленных при проведении ультразвукового контроля. Его можно применять для повышения отношения сигнал/шум и для кластеризации изображения отражателей с целью его подготовки для процедуры распознавания (классификации).
2. Программы определения контуров лучше работают на AADF-изображениях.

Базулин Е.Г.
10-12 марта 2021 года

1. Perona P., Malik J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.. 1990. V. 12, №6. P. 629-639.
2. Bezdek, James C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. — 1981. — ISBN 0-306-40671-3.
3. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural Features for Image Classification// IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1973. SMC-3 (6). P. 610–621. DOI:10.1109/TSMC.1973.4309314
4. Tizhoosh H.R. Type II Fuzzy Image Segmentation. In: Bustince H., Herrera F., Montero J. (eds) Fuzzy Sets and Their Extensions: Representation, Aggregation and Models. Studies in Fuzziness and Soft Computing, 2008. V. 220. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73723-0_31
5. Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1979. V. 9, № 1. P. 62-66.
6. URL: https://neurohive.io/ru/papers/deep-claster/ (дата обращения: 19 декабря 2020 года)
7. Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization // Graphics gems IV , Academic Press Professional, Inc., 1994, P. 474–485, URL: http://portal.acm.org/citation.cfm?id=180940 (дата обращения: 21 декабря 2020 года)
8. Научно-производственный центр «ЭХО+»: официальный сайт фирмы. URL: http://www.echoplus.ru (дата обращения: 03.01.2021).