

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ДВУХ АЛГОРИТМОВ СЕГМЕНТАЦИИ ЦИФРОВОГО РАДИАЦИОННОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ ОБЪЕКТА КОНТРОЛЯ

С.Э. Воробейчиков, В.А. Фокин, В.А. Удод, А.К. Темник

Представлена математическая модель, описывающая цифровое радиационное изображение объекта контроля. Приведены два алгоритма автоматической сегментации цифровых изображений, искаженных аддитивным шумом. Получены оценки эффективности данных алгоритмов на основе математического моделирования.

Ключевые слова: объект контроля, математическая модель, цифровое радиационное изображение, алгоритмы сегментации.

ВВЕДЕНИЕ

Современный уровень развития различных средств и методов неразрушающего контроля характеризуется, в частности, широким применением теории распознавания образов для автоматического обнаружения и классификации дефектов [1 — 5]. Наряду с приложением к технической дефектоскопии и диагностике алгоритмы распознавания образов активно используются и в системах досмотрового контроля, устанавливаемых в аэропортах, пограничных и железнодорожных станциях, в государственных учреждениях и т.п. с целью обеспечения безопасности перевозок и пресечения попыток нелегального провоза (перемещения) запрещенных предметов [6].

На содержательном уровне алгоритмы распознавания образов на изображениях структурно подразделяются на две основные (последовательно реализуемые) составные части. Первая часть — выделение сегментов на изображении (сегментация изображения), а вторая — распознавание выделенных сегментов по определенной совокупности признаков.

В задачах автоматического распознавания сегментация состоит в автоматизированном разделении изображения на вложенные изображения объектов, которые «видит» и способен распознавать компьютер хорошо изученными методами распознавания образов [7, 8]. Вполне очевидно, что сегментация изображения существенно влияет на качество распознавания и анализ изображения в целом.

Наряду с «геометрическим» распознаванием, то есть с распознаванием формы (конфигурации) дефектов в объекте контроля (ОК) (как, например, в [5, 9]), сегментация изображений играет очень важную роль и при «физическом» распознавании инородных включений в ОК, то есть при распознавании материала включения (что особенно актуально при таможенном досмотре), в частности, по его атомному номеру (либо эффективному атомному номеру) путем специализированной обработки радиационных изображений ОК на основе метода дуальных энергий [10 — 12].

Ранее в [5] были представлены и оценены по эффективности два алгоритма автоматического распознавания образов дефектов на цифровом радиационном изображении ОК. В настоящей статье, принимая во внимание большое самостоятельное значение процедуры сегментации изображения, будут представлены и оценены по эффективности два алгоритма автоматической сегментации цифрового радиационного изображения ОК, являющихся соответствующими составными элементами алгоритмов, изложенных в [5].

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Дано цифровое изображение $B(i, j)$, описываемое по аналогии с [5] соотношением вида

$$B(i, j) = B_{\phi} + \sum_{m=1}^M F_m(i, j) + B_{\text{ш}}(i, j). \quad (1)$$

Сергей Эрикович Воробейчиков, доктор физ.-мат. наук, доцент, профессор кафедры высшей математики и математического моделирования Томского государственного университета. Тел. (3822) 558871. E-mail: sev@mail.tsu.ru

Василий Александрович Фокин, доктор техн. наук, доцент, профессор кафедры медицинской и биологической кибернетики Сибирского государственного медицинского университета (г. Томск). Тел. (3822) 420952. E-mail: Fokin VasAl@yandex.ru

Виктор Анатольевич Удод, доктор техн. наук, профессор кафедры математических методов и информационных технологий в экономике Томского государственного университета, ведущий научный сотрудник Института неразрушающего контроля Томского политехнического университета. Тел. (3822) 26-16-40. E-mail: pr.udod@mail.ru

Анатолий Константинович Темник, канд. техн. наук, доцент, ведущий инженер Института неразрушающего контроля Томского политехнического университета. Тел. (3822) 41-78-14. E-mail: temnik_ak@mail.ru

Здесь B_ϕ — фон; M — число объектов на изображении;

$$F_m(i, j) = B_m(i, j) - B_\phi \quad (2)$$

— функция, описывающая вариации «яркости» изображения (сигнальная составляющая), обусловленные наличием m -го объекта на изображении;

$$B_m(i, j) = \begin{cases} b_m, & (i, j) \in Q_m \\ 0, & (i, j) \notin Q_m \end{cases} \quad (3)$$

— функция, описывающая распределение «яркости» m -го объекта (b_m — «яркость» m -го объекта в пределах области Q_m его локализации; $B_{ш}(i, j)$ — шум, обусловленный квантовой природой излучения; i, j — целочисленные координаты элемента (отсчета) цифрового изображения).

При этом предполагается, что:

области локализации Q_m ($m = 1, 2, \dots, M$) различных объектов попарно не пересекаются;

отдельные отсчеты шума $B_{ш}(i, j)$, то есть его компоненты, соответствующие различным парам (i, j) , являются независимыми случайными величинами с нулевым математическим ожиданием.

С учетом указанных предположений совокупность соотношений (1) — (3) может быть интерпретирована как математическая модель цифрового радиационного изображения ОК, содержащего M локальных включений, подлежащих выявлению.

Задача проводимого в настоящей статье исследования состоит в оценке эффективности двух алгоритмов автоматической сегментации цифрового радиационного изображения ОК, являющихся соответствующими составными элементами алгоритмов распознавания образов, изложенных в [5].

Ниже приведено описание указанных алгоритмов и результатов математического моделирования по оценке их эффективности.

ПЕРВЫЙ АЛГОРИТМ СЕГМЕНТАЦИИ

Сущность данного алгоритма заключается в сегментации исследуемого изображения путем его предварительной фильтрации с последующей бинаризацией. Он состоит из следующих основных этапов [5].

Этап 1. Предварительная обработка изображения $B(i, j)$, заключающаяся в его сглаживании для уменьшения уровня шума (методами медианного сглаживания или скользящего среднего). В результате формируется сглаженное изображение $B_c(i, j)$.

Этап 2. Нахождение максимального B_{\max} и минимального B_{\min} значений сглаженного изображения $B_c(i, j)$.

Этап 3. Вычисление порога «яркости» для сглаженного изображения

$$p = a \frac{B_{\max} + B_{\min}}{100 \%},$$

где a — порог бинаризации, выраженный в процентах.

Этап 4. Бинаризация сглаженного изображения. В результате формируется бинарное изображение

$$B_6(i, j) = \begin{cases} 1, & B_c(i, j) \geq p \\ 0, & B_c(i, j) < p \end{cases}$$

Этап 5. Сегментация бинарного изображения $B_6(i, j)$. Каждый сегмент — это совокупность элементов (i, j) , образующих связное множество D и удовлетворяющих условию $B_6(i, j) = 1$.

Этап 6. Дискриминация сегментов изображения по площади. Смысл этой операции состоит в том, что для сегментов изображения, площадь которых меньше заданного порога $S_{\text{пор}}$, полагаем $B_6(i, j) = 0$, то есть «переводим» эти сегменты в область фона бинарного изображения.

ВТОРОЙ АЛГОРИТМ СЕГМЕНТАЦИИ

Сущность данного алгоритма заключается в сегментации исследуемого изображения с использованием процедуры кумулятивных сумм. Он состоит из следующих основных этапов [5].

Этап 1. Проведение построчной сегментации изображения $B(i, j)$, а именно: изображение $B(i, j)$ «просматривается» построчно и на каждой строке выделяются участки однородности (строчные сегменты), то есть такие участки, на которых можно считать математическое ожидание отсчетов постоянным. Для этого применяется процедура кумулятивных сумм (CUSUM) [13 — 15], которая предназначена для обнаружения момента увеличения математического ожидания в последовательности независимых случайных величин и определяется формулами:

$$S_j = \max(S_{j-1} + x_j - \hat{B}_\Phi - \delta, 0), \quad S_0 = 0, \quad j = 1, \dots, n.$$

Здесь S_j — накапливаемая (кумулятивная) сумма, по которой принимается решение о начале участка с увеличенным значением математического ожидания; x_j — j -й отсчет изображения в текущей строке, то есть $x_j = B(i, j)$ при фиксированном значении i ; \hat{B}_Φ — оценка фона B_Φ по изображению $B(i, j)$; δ — параметр процедуры; n — длина строки изображения.

Решение об изменении математического ожидания в наблюдаемой последовательности принимается, если $S_j > h$, где h — задаваемый положительный порог (дополнительный параметр процедуры). При этом в качестве оценки момента скачка математического ожидания выбирается величина, равная $j+1$, где j — последнее значение, для которого $S_j = 0$.

Следует заметить, что процедура CUSUM ориентирована на обнаружение однократного увеличения математического ожидания наблюдаемого сигнала, после которого полученное значение j запоминается и данный процесс продолжается до завершения строки. Таким образом, в результате формируется массив оценок левых границ участков, на которых математическое ожидание существенно отличается от \hat{B}_Φ . Оценки правых границ участков определяются аналогично при просмотре строки справа налево.

Для практического использования процедуры CUSUM рекомендуется выбирать используемые в ней параметры δ и h следующим образом:

$$\delta = 1/2\Delta,$$

где Δ — ожидаемая величина минимального скачка математического ожидания изображения (минимальное значение сигнальных составляющих), обусловленная наличием в ОК дефектов,

$$1,5\delta \leq h \leq 3\delta.$$

Этап 2. Оценка среднего значения отсчетов на каждом строчном сегменте.

Этап 3. Амплитудная селекция строчных сегментов: каждый строчный сегмент «переходит» в область фона, если на этом сегменте оценка среднего значения отсчетов, вычисленная на этапе 2, отличается незначительно от значения \hat{B}_Φ (например, менее чем $1/3\Delta$). В противном случае строчный сегмент «сохраняется» неизменным, то есть сохраняется неизменной оценка среднего значения, полученная для него на этапе 2.

Этап 4. Формирование сегментов изображения, то есть связанных двумерных массивов, путем объединения вдоль столбцов строчных сегментов.

Этап 5. Дискриминация сегментов изображения по площади: сегменты изображения, площадь которых меньше заданного порога $S_{\text{пор}}$ «переводятся» в область фона изображения.

В отличие от [5], помимо вышеописанных пяти этапов алгоритма, здесь дополнительно осуществляется еще одно действие (добавляется еще один этап), которое состоит в том, что изображение $B(i, j)$ сглаживается одномерно «по столбцам» для уменьшения уровня шума методом скользящего среднего по трем элементам. Этот дополнительный этап выполняется в самом начале алгоритма, то есть перед этапом 1.

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ СЕГМЕНТАЦИИ

Тестирование алгоритмов осуществляли на изображениях размером 300×300 элементов, на каждом из которых генерировали один объект — квадрат, круг, треугольник (точнее, их дискретизированные версии) определенной площади, после чего изображение искажали аддитивным шумом. При этом под площадью объекта понималось число элементов (отсчетов), которые оказались внутри или на границе соответствующего аналогового объекта при его наложении на квадратную сетку дискретизации (типа тетрадного листа в клетку). Значение фона принимали равным 100, разность Δ между

«яркостью» каждого объекта и фона (сигнальная составляющая, скачок математического ожидания изображения) — 10. Отсчеты шума предполагали распределенными по одному и тому же нормальному закону. Отношение сигнальной составляющей (скачка математического ожидания) к среднеквадратическому значению шума (ОСШ) меняли от 1,5 до 3, а пороговую площадь $S_{\text{пор}}$ для дискриминации «малоразмерных» сегментов полагали равной половине площади S генерируемого объекта.

Количественной оценкой эффективности алгоритмов сегментации служила вероятность (процент) неправильной классификации элементов изображения (вероятность ошибочного отнесения элемента изображения к объекту или фону) [16], то есть

$$p_{\text{ош}} = \frac{d_{\text{общ}}}{N_{\text{общ}}}, \quad (4)$$

где $d_{\text{общ}}$ — общее число ошибочно классифицированных элементов изображения; $N_{\text{общ}}$ — общие размеры (общее число элементов) сегментируемого изображения.

Очевидно, что при заданном значении параметра $N_{\text{общ}}$ качество сегментации будет однозначно характеризоваться параметром $d_{\text{общ}}$.

Нетрудно убедиться, что для изображения, содержащего лишь один объект (сегмент), величина $d_{\text{общ}}$ аналитически представима в виде

$$d_{\text{общ}} = d + S_{\text{арт}}$$

Здесь

$$d = |(\hat{D} \setminus D) \cup (D \setminus \hat{D})|$$

— погрешность выделения исходного объекта (сегмента) D на зашумленном изображении; \hat{D} — выделенный алгоритмом сегмент (оценка сегмента D); $(\hat{D} \setminus D) \cup (D \setminus \hat{D})$ — симметрическая разность множеств (сегментов) D и \hat{D} ; вертикальные линии означают мощность множества (число его элементов); $S_{\text{арт}}$ — общая площадь ложных объектов (артефактов), которые были выделены алгоритмом на зашумленном изображении. При этом под ложным объектом (артефактом) понимали, следуя [5], выделенный на зашумленном изображении объект площадью больше, чем $S_{\text{пор}}$, которого в действительности нет на исходном изображении (ложная тревога).

Производили моделирование 100 изображений для каждого набора параметров объектов и шума. Каждое из 100 сгенерированных изображений подвергали сегментации двумя вышеописанными алгоритмами. При этом использование первого алгоритма осуществляли при следующих условиях:

сглаживание изображения окном 3×3 ;

порог бинаризации был принят равным 50 % (приблизительно такое значение получено на стадии предварительного математического моделирования сегментации изображений для разных значений площадей объектов и значений ОСШ).

Во втором алгоритме для кумулятивной суммы использовали порог, равный $h = 2\delta = \Delta = 10$.

Результаты моделирования для оценки эффективности алгоритмов представлены на рис. 1, 2, а также в табл. 1 — 6. При этом общее число ошибочно классифицированных элементов изображения (параметр $d_{\text{общ}}$) вычисляли как усреднение по 100 реализациям изображения.

Таблица 1

Общее число ошибочно классифицированных элементов изображения (параметр $d_{\text{общ}}$) для исходного объекта (сегмента) в виде квадрата в зависимости от его площади (в числе элементов) и значения ОСШ при использовании первого алгоритма сегментации

S	ОСШ			
	1,5	2	2,5	3
16	> 10000	8523	1384	83
25	> 10000	5480	379	8
36	> 10000	3116	89	8
49	> 10000	2216	39	8
64	> 10000	1931	27	9
81	> 10000	1419	21	8
100	> 10000	1005	20	9

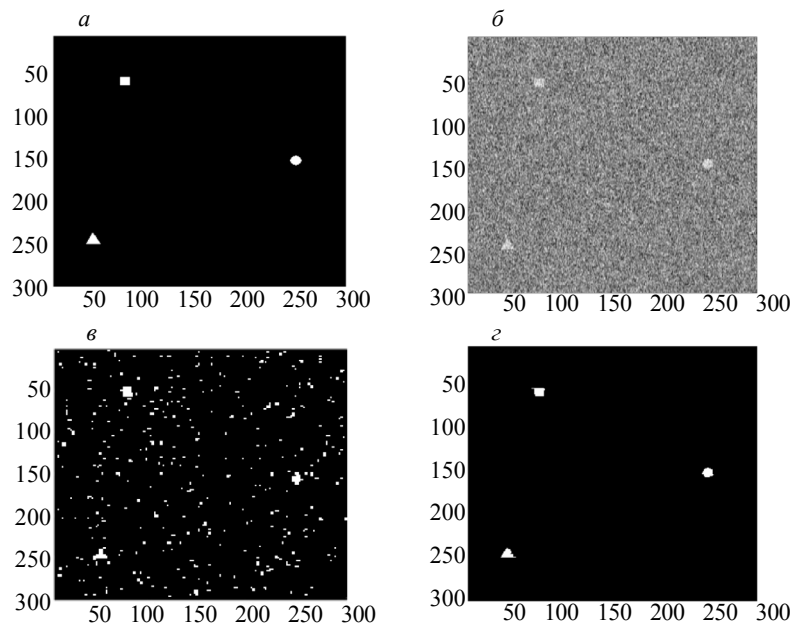


Рис. 1. Пример использования алгоритмов сегментации в форме визуального представления искаженного цифрового изображения и результатов его обработки:

a — исходное (идеальное) цифровое изображение, содержащее три «равно ярких» объекта: квадрат $S = 100$, круг $S = 108$ и треугольник $S = 104$; $б$ — результат искажения исходного изображения аддитивным шумом при ОСШ, равным 1,5; $в$ — результат обработки искаженного изображения первым алгоритмом сегментации; $г$ — результат обработки искаженного изображения вторым алгоритмом сегментации.

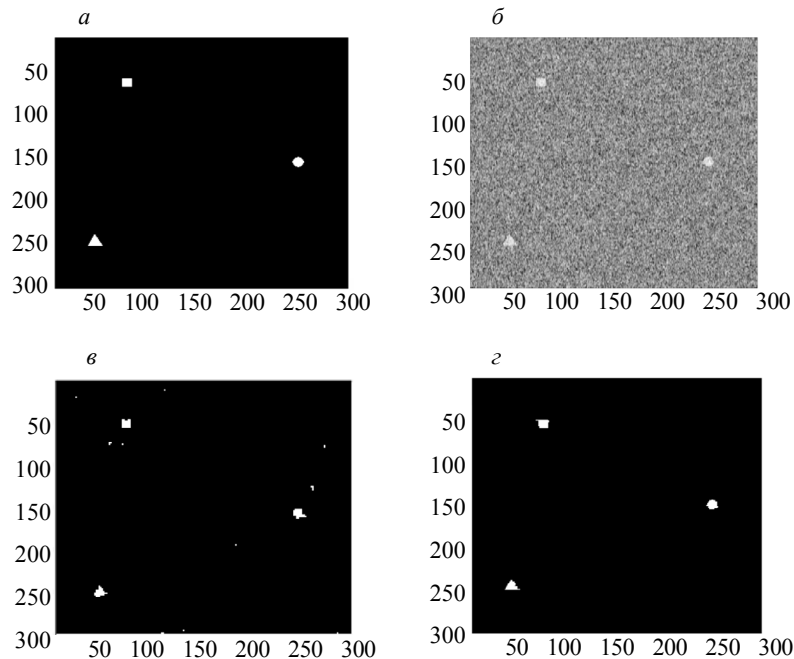


Рис. 2. Пример использования алгоритмов сегментации в форме визуального представления искаженного цифрового изображения и результатов его обработки:

a — исходное (идеальное) цифровое изображение, содержащее три «равно ярких» объекта: квадрат $S = 100$, круг $S = 108$ и треугольник $S = 104$; $б$ — результат искажения исходного изображения аддитивным шумом при ОСШ, равным 2; $в$ — результат обработки искаженного изображения первым алгоритмом сегментации; $г$ — результат обработки искаженного изображения вторым алгоритмом сегментации.

Таблица 2

Общее число ошибочно классифицированных элементов изображения (параметр $d_{\text{общ}}$) для исходного объекта (сегмента) в виде круга в зависимости от его площади (в числе элементов) и значения ОСШ при использовании первого алгоритма сегментации

S	ОСШ			
	1,5	2	2,5	3
12	> 10000	> 10000	3223	316
24	> 10000	5973	978	43
48	> 10000	2370	47	9
75	> 10000	1834	22	9
108	> 10000	892	20	10

Таблица 3

Общее число ошибочно классифицированных элементов изображения (параметр $d_{\text{общ}}$) для исходного объекта (сегмента) в виде треугольника в зависимости от его площади (в числе элементов) и значения ОСШ при использовании первого алгоритма сегментации

S	ОСШ			
	1,5	2	2,5	3
13	> 10000	> 10000	4206	418
25	> 10000	6676	960	11
46	> 10000	2941	78	12
72	> 10000	1653	30	13
105	> 10000	1291	29	14

Таблица 4

Общее число ошибочно классифицированных элементов изображения (параметр $d_{\text{общ}}$) для исходного объекта (сегмента) в виде квадрата в зависимости от его площади (в числе элементов) и значения ОСШ при использовании второго алгоритма сегментации

S	ОСШ			
	1,5	2	2,5	3
16	8,47	5,45	4,50	3,90
25	9,31	4,74	3,99	3,68
36	7,82	3,98	2,72	2,00
49	8,89	4,49	2,16	1,30
64	9,44	4,52	2,13	1,16
81	10,44	4,34	2,23	1,07
100	10,18	4,48	2,07	1,11

Таблица 5

Общее число ошибочно классифицированных элементов изображения (параметр $d_{\text{общ}}$) для исходного объекта (сегмента) в виде круга в зависимости от его площади (в числе элементов) и значения ОСШ при использовании второго алгоритма сегментации

S	ОСШ			
	1,5	2	2,5	3
12	37,29	7,24	6,05	6,95
24	31,75	7,48	6,20	5,39
48	34,67	7,71	6,42	5,65
75	37,15	9,55	7,13	6,30
108	37,45	9,98	8,05	6,83

Общее число ошибочно классифицированных элементов изображения (параметр $d_{\text{общ}}$) для исходного объекта (сегмента) в виде треугольника в зависимости от его площади (в числе элементов) и значения ОСШ при использовании второго алгоритма сегментации

S	ОСШ			
	1,5	2	2,5	3
13	32,47	8,94	8,55	8,93
25	25,98	7,75	7,12	6,20
46	30,98	8,93	6,86	5,95
72	38,63	10,61	8,08	6,48
105	35,89	11,75	8,92	7,07

Как видно из данных таблиц и рисунков, второй алгоритм сегментации существенно превосходит первый по точности. Вследствие этого второй алгоритм целесообразно взять за основу для сравнения с ним других алгоритмов аналогичного предназначения и его дальнейшей адаптации к сегментации реальных цифровых радиационных изображений контролируемых объектов, в частности, сформированных на рентгеновских досмотровых системах на основе метода дуальных энергий [17].

Работа выполнена при финансовой поддержке Томского политехнического университета (грант ВИУ ИНК 66 2014).

Томский государственный университет
Сибирский государственный
медицинский университет
г. Томск
Томский политехнический университет

Поступила в редакцию
4 июля 2016 г.

ЛИТЕРАТУРА

1. Вавилов В. П. Инфракрасная термография и тепловой контроль. — М.: Спектр, 2013. — 544 с.
2. Бархатов В. А. Распознавание дефектов с помощью искусственной нейронной сети специального типа. — Дефектоскопия, 2006, № 2, с. 28 — 39.
3. Сырякин В. И., Горбачев С. В. Применение нейросетевых алгоритмов анализа изображений материалов в рентгеновских микротомографах. — Изв. вузов. Физика, 2013, т. 56, № 10/2, с. 29 — 34.
4. Григорченко С. А., Капустин В. И. Классификация дефектов при автоматизированном радиографическом контроле сварных соединений. — Дефектоскопия, 2009, № 9, с. 73 — 87.
5. Воробейчиков С. Э., Фокин В. А., Удод В. А., Темник А. К. Исследование двух алгоритмов распознавания образов для классификации дефектов в объекте контроля по его цифровому изображению. — Дефектоскопия, 2015, № 10, с. 54 — 63.
6. Han Y.-P., Han Y., Wang L.-M., Pan J.-X. Development of X-ray digital radiography automatic inspection system for testing the interior structure of complex product. — Binggong Xuebao/Acta Armamentarii, 2012, v. 33, No. 7, p. 881—885.
7. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. — М.: Мир, 1978. — 411 с.
8. Журавлёв Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации. — Проблемы кибернетики. — М.: Наука, 1978, вып. 33, с. 5 — 68.
9. Гурвич А. К., Васильев В. А. Оценка конфигурации дефектов металлопродукции с плоскопараллельными поверхностями усеченным дельта-методом. — Контроль. Диагностика, 2013, № 10, с. 68 — 70.
10. Огородников С. А. Распознавание материалов при радиационном таможенном контроле на базе линейного ускорителя электронов. — Дис. ... канд. техн. наук. — Санкт-Петербург, 2002. — 121 с.
11. Park J. S., Kim J. K. Calculation of effective atomic number and normal density using a source weighting method in a dual energy X-ray inspection system. — Journal of the Korean physical society, 2011, v. 59, No. 4, p. 2709 — 2713.
12. Gil Y., Oh Y., Cho M., Namkung W. Radiography simulation on single-shot dual-spectrum X-ray for cargo inspection system. — Applied Radiation and Isotopes, 2011, v. 69, No. 2, p. 389 — 393.
13. Lorden G. Procedures for reacting to a change in distribution. — Annals. Math. Statist., 1971, No. 42, p. 1897 — 1908.

14. Pollak M. Optimal detection of a change in distribution. — Ann. Statist., 1985, No. 13, p. 206 — 227.
 15. Воробейчиков С.Э. Об обнаружении изменения среднего в последовательности случайных величин. — Автоматика и телемеханика, 1998, № 3, с. 50 — 58.
 16. Яншин В.В. Анализ и обработка изображений: принципы и алгоритмы. — М.: Машиностроение, 1994. — 112 с.
 17. Osipov S.P., Libin E.E., Chakhlov S.V., Osipov O.S., Shtein A.M. Parameter identification method for dual-energy X-ray imaging. — NDT & E International, 2015, v. 76, p. 38 — 42.
-