

ИССЛЕДОВАНИЕ ДВУХ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ДЕФЕКТОВ В ОБЪЕКТЕ КОНТРОЛЯ ПО ЕГО ЦИФРОВОМУ ИЗОБРАЖЕНИЮ

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

Приведена математическая модель цифрового радиационного изображения, соответствующего объекту контроля, содержащему дефекты двух типов — поры и трещины (либо непровары). Представлены два алгоритма автоматического распознавания образов данных дефектов на цифровом радиационном изображении объекта. Получены оценки эффективности указанных алгоритмов посредством математического моделирования.

Ключевые слова: объект контроля, дефекты, цифровое радиационное изображение, алгоритмы распознавания.

ВВЕДЕНИЕ

Целью неразрушающего контроля (НК) качества материалов и изделий является не только обнаружение дефектов, но и их классификация вследствие различного уровня потенциальной опасности дефектов разного типа [1]. Например, для дефектов типа трещин устанавливается жесткий критерий браковки изделий, а для округлых дефектов (поры, шлаковые включения и т.п.) — более мягкие нормы браковки [2, 3]. Классификация выявленных дефектов существенно повышает информативность контроля, что объективно необходимо для оптимизации управления технологическими процессами и качеством продукции.

В настоящее время для классификации и идентификации дефектов в НК широко используют различные методы и алгоритмы теории распознавания образов, адаптированные к специфике конкретного вида и метода НК [2—7]. При этом по частоте использования доминируют алгоритмы распознавания на основе аппарата искусственных нейронных сетей. Между тем, как это отмечено в [3], нейросетевые технологии, обеспечивая в целом хорошие результаты, обладают свойством ненадежности (реакция сети будет непредсказуемой, если ей предъявить сигнал, сильно отличающийся от сигналов обучающей выборки).

В [7] сообщается о разработке алгоритма на основе методов стохастической геометрии, предназначенного для распознавания дефектов сварных соединений по рентгеновским снимкам. Однако композиция трех функционалов (Тгасе-функционал, диаметральный и круговой функционалы), применяемая автором для формирования признаков исследуемого изображения, описана им лишь в общем символическом виде, без какой-либо конкретизации. Это существенно затрудняет практическое использование данного алгоритма другими исследователями.

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: FokinVasAl@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, зав. сектором Института неразрушающего контроля Томского политехнического университета. Тел. (3822) 41-78-14. E-mail: temnik_ak@mail.ru

Вполне очевидно, что предпочтение в выборе того или иного метода (алгоритма) распознавания в значительной мере определяется классом основных типов дефектов, характерных для данного объекта контроля (ОК) в силу технологических особенностей его создания, эксплуатации и т.п., а также видом информации, предъявляемой для анализа и принятия решения алгоритмом распознавания.

По мнению автора [2], сама формулировка задачи распознавания дефектов должна быть такой: распознавание дефектов по сигналам прибора НК. На наш взгляд, это вполне логично и, следуя данному высказыванию, применительно к системам цифровой рентгенографии сигналом НК целесообразно считать цифровое изображение [8]. Наряду с этим, учитывая разнообразие типов дефектов [1], ограничимся для проведения дальнейших исследований рассмотрением только трещин (непроваров) и пор как одних из наиболее распространенных типов дефектов [1, 6, 9—12].

В настоящей статье будут представлены и оценены по эффективности (посредством математического моделирования) два алгоритма автоматического распознавания образов дефектов (типа пор и трещин (непроваров)) на цифровом радиационном изображении ОК.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Дано цифровое радиационное изображение $B(i, j)$, соответствующее ОК, содержащему дефекты, описываемое соотношением вида

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

Здесь B_{ϕ} — фон; M — число дефектов на исследуемом участке ОК; $F_m(i, j)$ — сигнальная составляющая, соответствующая m -му дефекту ($m = 1, 2, \dots, M$).

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

где $B_m(i, j)$ — незашумленное изображение участка ОК, содержащего m -й дефект, которое можно условно интерпретировать как незашумленный образ m -го дефекта.

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

где b_m — «яркость» незашумленного образа m -го дефекта; Q_m — участок изображения, «занимаемый» образом m -го дефекта (область локализации образа m -го дефекта); $B_{\text{ш}}(i, j)$ — шум (обусловленный квантовой природой излучения [8]); i, j — целочисленные координаты элемента (отсчета) цифрового изображения.

При этом предполагается:

ОК содержит дефекты только двух типов — поры и трещины (либо непровары), причем трещины могут быть только продольными или поперечными (например, по отношению к оси сварного шва);

области локализации образов дефектов между собой не пересекаются;

в качестве математических моделей идеальных двумерных образов пор (цилиндрической формы) и трещин (либо непроваров), по аналогии с [13], соответственно выступают характеристические (индикаторные) функции кругов и прямоугольников, умноженные на некоторые постоянные величины;

отдельные отсчеты шума $B_{\text{ш}}(i, j)$, 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 дефекты типа пор и трещин (либо непроваров). Отсюда, в частности, следует, что каждое из множеств Q_m (область локализации образа m -го дефекта) — это дискретизированный прямоугольник либо дискретизированный круг.

Задача классификации дефектов в объекте контроля формулируется так: необходимо установить тип каждого из M дефектов (пора либо трещина (непровар)) по изображению (1).

Следует заметить, что фактически (в контексте данной задачи) установление типов дефектов равносильно тому, чтобы определить по изображению (1), какая именно геометрическая фигура (круг либо прямоугольник) соответствует каждому конкретному образу дефекта.

Вполне очевидно, что описанная задача достаточно идеализирована. Однако и в такой форме она имеет важное теоретическое (да и практическое) значение, т.к. позволяет путем сравнительного анализа различных алгоритмов, используемых для ее решения, отобрать наилучший и адаптировать его в последующем к распознаванию реальных дефектов в ОК.

Ниже приведено описание двух алгоритмов распознавания образов на цифровых изображениях, а также результатов их применения для решения указанной задачи.

ПЕРВЫЙ АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ

Сущность данного алгоритма заключается в сегментации исследуемого изображения путем его предварительной фильтрации с последующей бинаризацией и использовании для распознавания максимальной и минимальной осей инерции сегмента.

Алгоритм состоит из следующих основных этапов.

Этап 1. Проводим предварительную обработку изображения $B(i, j)$, заключающуюся в его сглаживании для уменьшения уровня шума (методом медианного сглаживания или скользящего среднего). В результате формируется сглаженное изображение $B_c(i, j)$.

Этап 2. Находим максимальное B_{\max} и минимальное B_{\min} значения сглаженного изображения $B_c(i, j)$.

Этап 3. Вычисляем порог «яркости» для сглаженного изображения $p = a \frac{B_{\max} + B_{\min}}{100\%}$, где a — порог бинаризации, выраженный в процентах.

Этап 4. Проводим бинаризацию сглаженного изображения. В результате формируется бинарное изображение

$$B_0(i, j) = \begin{cases} 1, & B_c(i, j) \geq p; \\ 0, & B_c(i, j) < p. \end{cases}$$

Этап 5. Проводим сегментацию бинарного изображения $B_0(i, j)$. Каждый сегмент — это совокупность элементов (i, j) , образующих связное множество D и удовлетворяющих условию $B_0(i, j) = 1$.

Этап 6. Проводим дискриминацию сегментов изображения по площади. Смысл этой операции состоит в том, что для сегментов изображения, площадь которых меньше заданного порога $S_{\text{пор}}$, полагаем $B_0(i, j) = 0$, то есть «переводим» эти сегменты в область фона бинарного изображения.

Этап 7. Вычисляем по формулам (14)—(16) длины максимальной и минимальной осей инерции сегмента изображения:

$$A_{\max} = 2\sqrt{2}\sqrt{U_1 + U_2 + C}; \quad A_{\min} = 2\sqrt{2}\sqrt{U_1 + U_2 - C},$$

где:

$$C = \sqrt{(U_1 - U_2)^2 + 4U_{12}^2}; \quad U_1 = \frac{1}{12} + \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in D} (i - i_D)^2;$$

$$U_2 = \frac{1}{12} + \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in D} (j - j_D)^2;$$

$$U_{12} = \frac{1}{12} + \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in D} (i - i_D)(j - j_D); \quad i_D = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in D} i, \quad j_D = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in D} j;$$

N — количество элементов, из которых состоит сегмент D (иначе — площадь сегмента D , выраженная в числе его элементов).

Этап 8. Принимаем решение:

если $A_{\max} / A_{\min} < a_1$, то сегмент — круг (дефект — пора);

если $A_{\max} / A_{\min} > a_2$, то сегмент — прямоугольник (дефект — трещина либо непровар), где $a_1, a_2 (1 < a_1 < a_2)$ — задаваемые пороговые значения для принятия решения. Если же $a_1 \leq A_{\max} / A_{\min} \leq a_2$, то вопрос о принятии решения остается открытым (необходимы дополнительные исследования). Заметим, что аналогичная ситуация (область неопределенности критерия) возникает, в частности, в теории временных рядов при использовании критерия Дарбина—Уотсона для проверки гипотезы об отсутствии автокорреляции между соседними остаточными членами [17].

Для практического использования данного алгоритма рекомендуется выбирать используемые в нем параметры $a_1, a_2 (1 < a_1 < a_2)$ на этапе предварительного математического моделирования из условия обеспечения алгоритмом заданной вероятности правильного распознавания объектов (кругов и прямоугольников) некоторой средней (типичной) площади в контексте рассматриваемой задачи.

Описанный алгоритм, строго говоря, реализует в идеологическом смысле известный и достаточно распространенный подход к распознаванию образов [14—16], который мы и применили (с некоторой модификацией) для решения сформулированной выше задачи. Его достоинствами являются относительная простота, инвариантность к расположению и ориентации образа в поле изображения и хорошее качество распознавания. Вследствие этого он и используется в дальнейшем в качестве основы и главным образом для сравнения с ним любого другого алгоритма распознавания аналогичного предназначения.

ВТОРОЙ АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ

Сущность предлагаемого нами алгоритма заключается в сегментации исследуемого изображения с использованием процедуры кумулятивных сумм и применении оригинального решающего правила, основанного на теоретико-множественном подходе.

Алгоритм состоит из следующих основных этапов.

Этап 1. Проводим построчную сегментацию 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 применяют процедуру кумулятивных сумм (CUSUM) [18—20], предназначенную для обнаружения момента уве-

личения математического ожидания в последовательности независимых случайных величин. Данная процедура 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. Отметим, что оценка \hat{B}_ϕ может быть получена, например, как среднее арифметическое всех отсчетов изображения и ввиду того, что образы дефектов, как правило, занимают незначительную часть всего изображения, то с приемлемой точностью можно считать, что $\hat{B}_\phi = B_\phi$.

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

Следует заметить, что процедура CUSUM ориентирована на обнаружение однократного увеличения математического ожидания наблюдаемого сигнала. После обнаружения момента скачка полученное значение j запоминается и процесс обнаружения скачка математического ожидания в текущей строке 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 определяем аналогично при просмотре строки справа налево.

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

$$\delta = \frac{1}{2} \Delta,$$

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

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

Заметим, что использование этой процедуры в несколько модифицированном виде позволило создать в одномерном варианте достаточно эффективный алгоритм автоматического обнаружения локальных критических включений в ОК [21].

Этап 2. Проводим оценку среднего значения отсчетов на каждом строчном сегменте.

Этап 3. Проводим амплитудную селекцию строчных сегментов. Смысл этой операции состоит в том, что 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 $\frac{1}{3} \Delta$). В противном случае строчный сегмент «сохраняется» неизменным, то есть сохраняется неизменной оценка среднего значения, полученная для него на этапе 2.

Этап 4. Проводим формирование сегментов изображения, то есть связанных двумерных массивов, путем объединения вдоль столбцов строчных сегментов. Отметим, что при этом строчные сегменты любых двух соседних строк (как подмножества отдельного сегмента изображения) также дают в объединении связанное множество.

Этап 5. Проводим дискриминацию сегментов изображения по площади. Смысл этой операции состоит в том, что сегменты изображения, площадь которых меньше заданного порога $S_{\text{пор}}$, «переводятся» в область фона изображения.

Этап 6. Для каждого выделенного сегмента D изображения $B(i, j)$ формируются два «сопряженных» ему объекта (множества) — прямоугольник $D_{\text{п}}$ и круг $D_{\text{к}}$. При этом прямоугольник формируется путем замены левой и правой границ сегмента D «вертикальными» линиями, получающимися как результат усреднения соответствующих границ сегмента. Формирование же круга осуществляется так. Сначала вычисляем его центр по граничным точкам строчных сегментов, формирующих сегмент D , то есть по левой и правой границам сегмента D . Затем вычисляем радиус круга как среднее значение расстояния от центра до левой и правой границ сегмента D .

Этап 7. Вычисляем значения классификационных признаков сегмента D — величины $\hat{B}_{\text{п}}$, $\hat{B}_{\text{к}}$, $\hat{B}_{\text{пк}}$ и $\hat{B}_{\text{кп}}$, представляющие собой среднее значение изображения $B(i, j)$ на множестве $D_{\text{п}}$ (прямоугольнике), $D_{\text{к}}$ (круге), $D_{\text{пк}} = D_{\text{п}} \setminus D_{\text{к}}$ (прямоугольнике без круга) и $D_{\text{кп}} = D_{\text{к}} \setminus D_{\text{п}}$ (круге без прямоугольника) соответственно.

Этап 8. Принимаем решение:
если

$$\begin{cases} \hat{B}_{\text{п}} > H; \\ \hat{B}_{\text{к}} < H, \end{cases}$$

то сегмент — прямоугольник (дефект — трещина либо непровар);
если

$$\begin{cases} \hat{B}_{\text{п}} < H; \\ \hat{B}_{\text{к}} > H, \end{cases}$$

то сегмент — круг (дефект — пора);
если

$$\begin{cases} \hat{B}_{\text{п}} > H; \\ \hat{B}_{\text{к}} > H \end{cases} \text{ или } \begin{cases} \hat{B}_{\text{п}} < H; \\ \hat{B}_{\text{к}} < H, \end{cases}$$

то при $\hat{B}_{\text{пк}} > \hat{B}_{\text{кп}}$ сегмент — прямоугольник (дефект — трещина либо непровар), а при $\hat{B}_{\text{пк}} < \hat{B}_{\text{кп}}$ сегмент — круг (дефект — пора).

Здесь $H = \hat{B}_{\text{ф}} + \alpha \Delta$ — порог «яркости» для принятия решения; α — параметр процедуры принятия решения, выбираемый близко к 1, но меньше, чем 1 (например, $\alpha = 0,9$).

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ

Тестирование алгоритмов осуществляли на изображении размером 300×300 элементов. На каждом таком изображении генерировали два объекта — прямоугольник и круг (точнее, их дискретизированные версии) одинаковой площади. Значение фона принимали равным 100. Разность Δ между «яркостью» каждого объекта и фона (сигнальная составляющая, скачок

математического ожидания изображения) принимали равной 10. Отсчеты шума предполагали распределить по одному и тому же нормальному закону. Отношение сигнальной составляющей (скачка математического ожидания) к среднеквадратическому значению шума (ОСШ) менялось от 1,5 до 4, а пороговую площадь $S_{\text{пор}}$ для дискриминации «малоразмерных» сегментов полагали равной половине площади S генерируемого объекта. Что касается самого параметра S , то для выбора диапазона его изменений мы воспользовались результатами исследований Джонсона, представленными в [22]. Согласно этим результатам, для распознавания объекта на изображении необходимо, чтобы изображающая система (с использованием которой было получено изображение объекта) имела пространственную разрешающую способность не менее $4 \pm 0,8$ периода (пар штрихов) на минимальный (критический) размер объекта. Очевидно, что для обеспечения такой разрешающей способности у изображающей системы с дискретизацией необходимо, чтобы шаг дискретизации не превосходил ширины отдельного штриха. Это также следует, в частности, из [23, 24]. Отсюда вытекает, что на минимальный (критический) размер объекта, в котором «укладываются» 4 периода (где период — это комбинация из штриха и равного ему по ширине промежутка), должно приходиться не менее 8 отсчетов. А значит при двунаправленной дискретизации (вдоль осей Ox и Oy) число отсчетов должно быть не менее $8 \times 8 = 64$. Это значение и было взято за основу для выбора диапазона изменений параметра S .

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

- длина каждого прямоугольника минимум вдвое превышает его ширину (т.к. трещина (либо непровар) является протяженной несплошностью);

- сглаживание изображения проводили 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 с оценкой точности сегментации по критерию Танимото [25]);

- пороговые значения для отношения длин осей инерции (сегмента изображения) были выбраны так: $a_1 = 1, 2$; $a_2 = 2$ (такие значения получены на стадии предварительного математического моделирования из условия обеспечения алгоритмом 95 % вероятности правильного распознавания объектов (кругов и прямоугольников) площадью $S = 48$ при ОСШ, равном 3).

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

Результаты моделирования для оценки эффективности обоих алгоритмов распознавания представлены на рисунке, а также в табл. 1 и 2, содержание которых состоит в следующем. В каждой внутренней ячейке обеих таблиц содержится по пять чисел, нижнее — это количество ложных объектов (артефактов) в 100 реализациях изображения. При этом ложный объект (артефакт) — это выделенный на изображении круг или прямоугольник площадью больше, чем $S_{\text{пор}}$, которого в действительности нет на исходном изображении (ложная тревога). В левой колонке — вероятности правильного (верхнее число) и неправильного (нижнее число) распознавания прямоугольника, а в правой — круга. Заметим, наконец, что некоторые ячейки в табл. 1 содержат только один нуль. Это означает равенство нулю вероятности правильного распознавания и для круга, и для прямоугольника.

Таблица 1

Количество ложных объектов (артефактов) в 100 реализациях изображения и вероятности правильного и неправильного распознавания образа в зависимости от вида объекта (прямоугольник (левая колонка ячеек) или круг (правая колонка ячеек)), его площади (в числе элементов) и значения ОСШ при использовании первого алгоритма распознавания

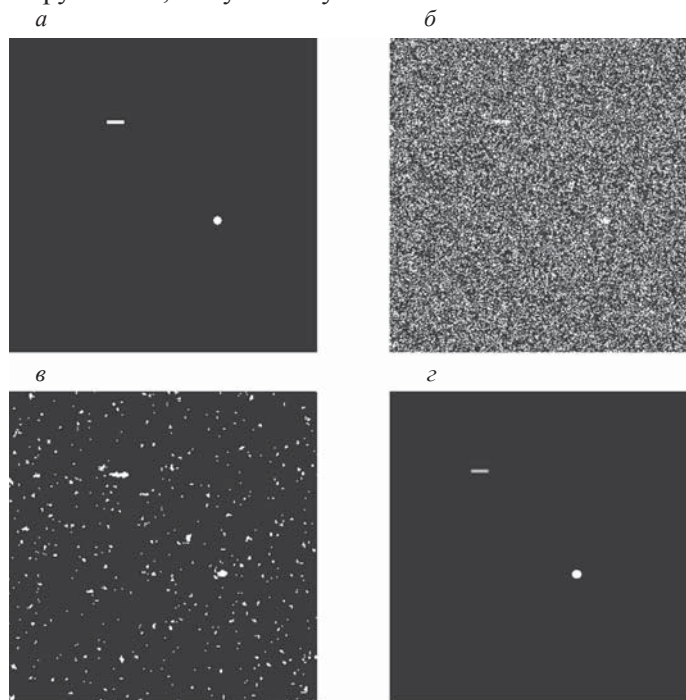
S	ОСШ				
	1,5	2	2,5	3	4
12	0	0	0,03 0,01 0,01 0,01 12366	0,29 0,28 0,57 0,57 2880	0,34 0,56 0,66 0,44 63
24	0	0,03 0,02 0,01 0,04 18543	0,33 0,24 0,05 0,16 3292	0,96 0,66 0,03 0,33 63	0,99 0,91 0,01 0,09 0
48	0	0,19 0,10 0,00 0,07 11229	0,61 0,49 0,02 0,14 1645	1,00 0,93 0,00 0,06 14	1,00 0,95 0,00 0,05 0
75	0	0,18 0,15 0,02 0,05 7757	0,79 0,73 0,01 0,04 1009	1,00 0,98 0,00 0,01 29	1,00 0,99 0,00 0,01 0
108	0	0,30 0,27 0,04 0,05 6689	0,87 0,87 0,02 0,02 566	1,00 0,98 0,00 0,02 0	1,00 1,00 0,00 0,00 0

Таблица 2

Количество ложных объектов (артефактов) в 100 реализациях изображения и вероятности правильного и неправильного распознавания образа в зависимости от вида объекта (прямоугольник (левая колонка ячеек) или круг (правая колонка ячеек)), его площади (в числе элементов) и значения ОСШ при использовании второго алгоритма распознавания

S	ОСШ				
	1,5	2	2,5	3	4
12	0,51 0,07 0,02 0,33 212	0,67 0,33 0,14 0,27 15	0,66 0,47 0,29 0,17 0	0,80 0,41 0,17 0,09 0	0,83 0,83 0,17 0,06 0
24	0,72 0,12 0,00 0,49 6	0,85 0,43 0,04 0,33 0	0,92 0,55 0,02 0,23 0	0,96 0,64 0,01 0,14 0	1,00 0,83 0,00 0,07 0
48	0,82 0,33 0,03 0,44 0	0,90 0,64 0,04 0,19 0	0,98 0,86 0,01 0,07 0	0,99 0,97 0,00 0,03 0	1,00 1,00 0,00 0,00 0
75	0,96 0,39 0,04 0,51 0	1,00 0,72 0,00 0,23 0	1,00 0,92 0,00 0,06 0	1,00 0,98 0,00 0,02 0	1,00 1,00 0,00 0,00 0
108	0,94 0,89 0,06 0,11 0	1,00 0,95 0,00 0,05 0	1,00 0,97 0,00 0,03 0	1,00 1,00 0,00 0,00 0	1,00 1,00 0,00 0,00 0

Как видно из данных таблиц, распознавание прямоугольников фактически монотонно лучше, чем распознавание кругов, то есть трещины (непровары) распознаются монотонно лучше, чем поры (при той же площади образов). На наш взгляд, это может быть объяснено тем, что дискретизированная версия прямоугольников (ориентированных горизонтально либо вертикально) лучше сохраняет структуру прямоугольника, чем дискретизированная версия круга сохраняет структуру круга. Подтверждением этому может служить тот факт, что при ступенчатой двумерной интерполяции из дискретизированного прямоугольника вновь получается (аналоговый) прямоугольник, а из дискретизированного круга не получается аналогового круга, т.к. в этом случае получаемая при интерполяции фигура имеет в качестве границы не идеальную окружность, а ступенчатую линию.



Пример использования алгоритмов распознавания в форме визуального представления искаженного цифрового изображения и результатов его обработки:
a — исходное (идеальное) цифровое изображение с двумя «равно яркими» объектами одинаковой площади, $S = 48$; *б* — результат искажения исходного изображения аддитивным шумом при ОСШ, равным 1,5; *в* — результат обработки искаженного изображения первым алгоритмом распознавания; *г* — результат обработки искаженного изображения вторым алгоритмом распознавания.

Из таблиц также следует, что второй алгоритм распознавания монотонно лучше первого по эффективности (качеству распознавания) и притом значительно для объектов малой площади и низкого ОСШ. Подтверждением этого в значительной степени может служить и рисунок. Поэтому второй алгоритм распознавания целесообразно взять за основу для сравнения с ним других алгоритмов аналогичного предназначения и его дальнейшей адаптации к распознаванию реальных дефектов в ОК.

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

ЛИТЕРАТУРА

1. Приборы для неразрушающего контроля материалов и изделий. В 2-х книгах. Кн. 1. Под ред. В.В. Клюева. 2-е изд., перераб. и доп.— М.: Машиностроение, 1986.— 488 с.
2. Бархатов В. А. Распознавание дефектов с помощью искусственной нейронной сети специального типа. — Дефектоскопия, 2006, № 2, с. 28—39.
3. Бархатов В. А. Обнаружение сигналов и их классификация с помощью распознавания образов.— Дефектоскопия, 2006, № 4, с. 14—27.
4. Бархатов В. А. Распознавание образов класса, заданного параметрически.— Дефектоскопия, 2009, № 2, с. 3—17.
5. Гурвич А. К., Васильев В. А. Оценка конфигурации дефектов металлопродукции с плоскопараллельными поверхностями усеченным дельта-методом.— Контроль. Диагностика, 2013, № 10, с. 68—70.
6. Краснощеков А. А., Соболев Б. В., Соловьев А. М., Черпаков А. В. Идентификация трещиноподобных дефектов в упругих элементах конструкций на основе эволюционных алгоритмов.— Дефектоскопия, 2011, № 6, с. 67—75.
7. Никифорова Т. В. Техническая дефектоскопия на основе методов стохастической геометрии.— 12-я Всерос. конф. «Математические методы распознавания образов». Матер. докл.— Москва, 2005, с. 392—395.
8. Удод В. А., Осипов С. П., Кошкин Г. М., Темник А. К. Математическая модель цифрового изображения, синтезируемого многоканальной сканирующей системой цифровой рентгенографии. — Контроль. Диагностика, 2014, № 11, с. 62 — 65.
9. Соснин Ф. Р. Аналитическая оценка искажений теневых изображений при радиационной дефектоскопии. — Дефектоскопия, 1981, № 4, с. 94—98.
10. Горбунов В. И., Покровский А. В. Радиометрические системы радиационного контроля.— М.: Атомиздат, 1979. — 224 с.
11. Баранов В. А., Эверт У., Редмер Б., Кренинг Х.-М. Квазитомографическая визуализация зон формирования трещин по радиографическим проекциям. — Дефектоскопия, 2012, № 4, с. 64—69.
12. Игнатович С. Р., Бурау Н. И. Надежность обнаружения трещин при неразрушающем контроле авиационных конструкций.— Дефектоскопия, 2013, № 5, с. 69—76.
13. Алтухов А. А., Анисович К. В., Бергер Х. и др. Рентгенотехника: Справочник. В 2-х кн. Кн. 2. Под общ. ред. В.В. Клюева.— 2-е изд., перераб. и доп.— М.: Машиностроение, 1992.— 368 с.
14. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Кн. 2. Пер. с англ.— М.: Мир, 1982.— 480 с.
15. Писаревский А. Н., Чернявский А. Ф., Афанасьев Г. К. и др. Системы технического зрения (принципиальные основы, аппаратное и математическое обеспечение).— Л.: Машиностроение. Ленингр. отд., 1988.— 424 с.
16. Haralick R. M., Shapiro L. G. Computer and Robot Vision.— Addison-Wesley Longman Publishing. Co. Inc.: Boston, MA, USA, 1992. — 630 p.
17. Кремер Н. Ш. Теория вероятностей и математическая статистика: Учебник для вузов. — М.: ЮНИТИ— ДАНА, 2001.— 543 с.
18. Lorden G. Procedures for reacting to a change in distribution.— Annals. Math. Statist., 1971, No. 42, p. 1897—1908.
19. Pollak M. Optimal detection of a change in distribution.— Ann. Statist., 1985, No. 13, p. 206 — 227.
20. Воробейчиков С. Э. Об обнаружении изменения среднего в последовательности случайных величин.— Автоматика и телемеханика, 1998, N 3, с. 50—58.
21. Воробейчиков С. Э., Удод В. А., Клименов В. А., Щетинкин С. А. Алгоритм автоматического обнаружения включений в объекте контроля с использованием сканирующей системы цифровой рентгенографии (одномерный вариант).— Дефектоскопия, 2014, № 6, с. 65—77.
22. Проектирование оптических систем: Пер. с англ. Под ред. Р. Шеннона, Дж. Вайанта.— М.: Мир, 1983.— 432 с.
23. Горбунов В. И., Завьялкин Ф. М., Солодушкин В. И., Удод В. А. Выбор параметров радиометрических систем с дискретным сканированием радиационного поля.— Автометрия, 1987, № 4, с. 21—27.
24. Удод В. А. Оценка разрешающей способности изображающих систем с дискретизацией изображений по прямоугольному растру и их последующей интерполяцией.— Автометрия, 2002, т. 38, № 4, с. 66—73.
25. Вавилов В. П. Инфракрасная термография и неразрушающий контроль.— М.: Спектр, 2009.— 547 с.