

## **Алгоритм реконструкции изображений на основе анализа локальных бинарных окрестностей**

**В.В. Воронин, Р.А. Сизякин, Н.В. Гапон, В.А. Франц, А.Ю. Колосов**

В настоящее время в домашних коллекциях имеется большое количество уникальных архивных фотографий и фото документов, существующих только в единственном экземпляре. На некоторых из них могут присутствовать дефекты в результате неправильного хранения или физического повреждения (трещины, пятна, царапины и т.д.). Путем оцифровывания данных изображений можно не только надежно сохранить, но и улучшить их визуальное качество с использованием передовых технологий обработки изображений.

В данной работе рассматриваются системы автоматического распознавания дефектов на изображениях. Решение данной задачи имеет широкое применение на практике. Автоматическое обнаружение встречается в задаче поиска дефектов на дорожном покрытии, в текстильной промышленности, а также реставрации архивных фото изображений. Для решения первых двух задач (поиск дефектов на дорожном покрытии и текстиле), достаточно создания маски, которая с максимальной достоверностью локализует дефекты на изображении, в то время как для фото реставрации необходимы дополнительные алгоритмы для восстановления обнаруженных поврежденных участков.

Цифровое восстановление поврежденных фотографий состоит из этапов обнаружения повреждений и их устранения. В большинстве случаев этот процесс осуществляется путем ручной обработки, который требует определенных навыков и времени. Существует также полуавтоматический способ удаления дефектов [1]. Для восстановления поврежденного изображения пользователю необходимо выделить предполагаемые дефекты для последующей реконструкции в автоматическом режиме.

Проблема автоматической процедуры цифрового восстановления поврежденных изображений в достаточно короткий промежуток времени с высоким качеством восстановленного изображения является важной задачей.

Изображения, содержащие примеры царапин и сложной структуры фона приведены на рис. 1 (а - пример царапин на изображении, б - пример структуры фона).

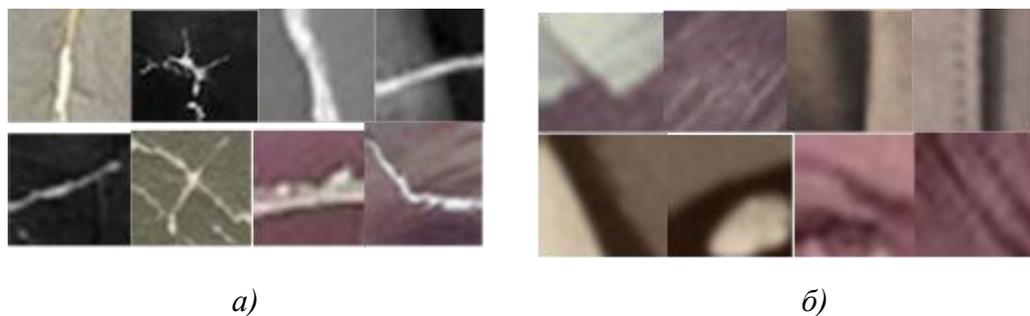


Рис. 1. – Примеры изображений

На данный момент существует большое количество методов автоматического детектирования царапин на изображении. Самые первые и наиболее простые в реализации алгоритмы относятся к классу пороговой обработки [2]. Суть данных методов заключается в выборе пороговых значений, которые наиболее максимально разделяют пиксели принадлежащие дефектам, от пикселей принадлежащим объектам на гистограмме яркости изображения. Другой разновидностью пороговых детекторов являются методы, основанные на пороговой сегментации изображений [3]. Основным недостатком методов пороговой обработки является зависимость корректности обнаружения дефектов от априорно заданных пороговых значений.

Другим классом детекторов является морфологическая обработка изображения [4]. Для обнаружения царапин на фото документах используются морфологические операции, такие как преобразование Top Hat для обнаружения светлых и темных трещин соответственно. Также возможно использование различных комбинаций морфологических операций, таких как открытие и закрытие, эрозия и дилатация с предварительно выбранным структурообразующим элементом. Данный класс детекторов имеет в своей

результатирующей маске меньше ложных срабатываний, чем детекторы, основанные на пороговой обработке при условии эффективных методов предобработки изображения и постобработки маски. Из недостатков следует отметить зависимость эффективности работы от априорно заданных параметров.

Еще одним классом способов являются методы частотной обработки изображений [5,6]. Данные методы позволяют выделять текстурные особенности на изображении схожие с базовой функцией.

К последней группе детекторов следует отнести методы, основанные на обучении алгоритма [7]. Суть методов обучения заключается в выборе дескрипторов, которые наиболее точно характеризуют предполагаемый дефект. Эффективность обнаружения таких детекторов зависит от качества выбора дескрипторов [8]. Данная группа детекторов позволяет применять несколько методов обнаружения дефектов и дает интегральную оценку для пикселей или области изображения.

Целью данной работы является обнаружение на архивных изображениях дефектов, вызванных отслоением фотографического слоя, с целью дальнейшего их устранения в автоматическом режиме.

Изображение рассматривается как упрощенная математическая модель, которая представляет собой двумерную дискретную последовательность  $Y_{i,j}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}$ , вида:  $Y_{i,j} = (1 - d_{i,j}) \cdot S_{i,j} + d_{i,j} \cdot c_{i,j}$ , где  $Y_{i,j}$  - наблюдаемое изображение,  $S_{i,j}$  - оригинальное (неповрежденное) изображение,  $d_{i,j}$  - бинарная маска области с искаженными значениями (1 – соответствует искаженным пикселям, 0 – соответствует не искаженным пикселям),  $c_{i,j}$  – искаженные значения пикселей.

На рисунке 2 приведена блок-схема предложенного алгоритма обнаружения царапин на изображении в автоматическом режиме. Она состоит из двух этапов: предварительной обработки и этапа обнаружения дефектов с использованием локальных бинарных дескрипторов.



Рис. 2. – Блок-схема предложенного алгоритма

Предварительная обработка является важным шагом при обнаружении дефектов, предназначенная для подавления шумовой составляющей, а также устранения не больших дефектов. В данной работе используется алгоритм фильтрации BM3D [9]. На рисунке 3 показан пример предварительной обработки – а) исходное изображение, б) отфильтрованное изображение.



а)

б)

Рис. 3. – Предварительная обработка изображения

Для обнаружения царапин в качестве текстурного дескриптора для локальных областей на изображении используются локальные бинарные окрестности (LBP). С помощью метода опорных векторов (SVM), все фрагменты изображения классифицируются на два типа - область с дефектом и область без дефекта [10]. Дескрипторы LBP позволяют получить

гистограмму, которая описывает текстурные и структурные особенности изображения. Такая гистограмма также является инвариантной к повороту и изменению уровня яркости. Дефект представляет собой, как правило, небольшую, по отношению к фоновой области, линию, которая нарушает однородность текстуры фона.

Модифицированный LBP оператор может быть записан следующим образом:

$$LBP_{P,K} = \begin{cases} \sum_{p=1}^P f(g_p - g_0) & \text{if } U \leq U_T \\ P+1 & \text{otherwise} \end{cases}, f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

где  $P$  число соседей;  $K$  радиус;  $U$  число переходов между 1 и 0;  $U_T$  пороговое значение на количество переходов.

Таким образом, формируется гистограмма для локальной области, представляющая собой дескриптор для анализа локальных областей в изображении на наличие царапин (рис. 4) [11,12].

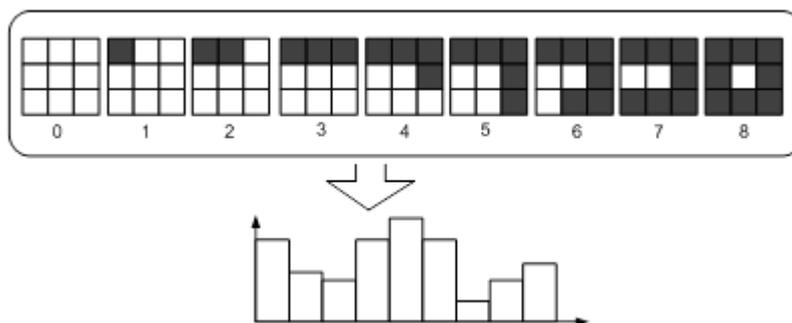


Рис. 4. – Оператор и гистограмма для однородных окрестностей

Для классификации и соотнесения каждого пикселя к классу дефектов или к классу объектов используется метод опорных векторов (SVM). Для пояснения работы метода опорных векторов будем рассматривать задачу классификации для объектов двух классов.

Пусть заданы:

- множество  $X$  обучающих объектов, заданных векторами признаков  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ,  $X \subset R^d$  ( $X$  является подмножеством евклидова пространства размерности  $d$ );

- множество  $Y$  ответов для обучающих объектов:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}, y_k \in \{-1, +1\} (k = 1..n).$$

Тогда задача классификации состоит в построении такой функции  $f$  (классификатора), которая каждому вектору  $X_k (k = 1..n)$  сопоставляется правильный ответ  $y_k$ .

В методе SVM в качестве функции  $f$  выбрана плоскость, расстояния до которой ближайших векторов обоих классов равны (рис. 7). Ближайшие точки-векторы называются опорными. При этом для всех объектов одного класса должно выполняться неравенство  $f(X_k) > 0$ , а для всех объектов другого класса – неравенство  $f(X_k) < 0$ .

Уравнение разделяющей плоскости имеет следующий вид:  $w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_dx_d + w_0 = 0$ , где  $d$  – размерность пространства признаков;  $W = (w_1, w_2, \dots, w_d)$  – направляющий вектор,  $w_0$  – скалярный порог.

В методе опорных векторов выделяют два этапа: этап обучения и этап распознавания. На первом этапе из множества обучающих примеров отбираются опорные векторы, на основе которых строится разделяющая плоскость. Этап распознавания заключается в том, что на вход полученного классификатора подается пример  $X$ , о классовой принадлежности которого ничего не известно. Классификатор должен дать ответ, к какому классу относится вектор  $X$ .

В данной работе для построения разделяющей гиперплоскости используется радиальная базисная функция:

$$k(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2) \text{ при } \gamma > 0,$$

где  $x$  – текущий вектор,  $x'$  – центральный вектор,  $\gamma$  – нормализующий параметр. Пример использования данного ядра приведен на рисунке 5.

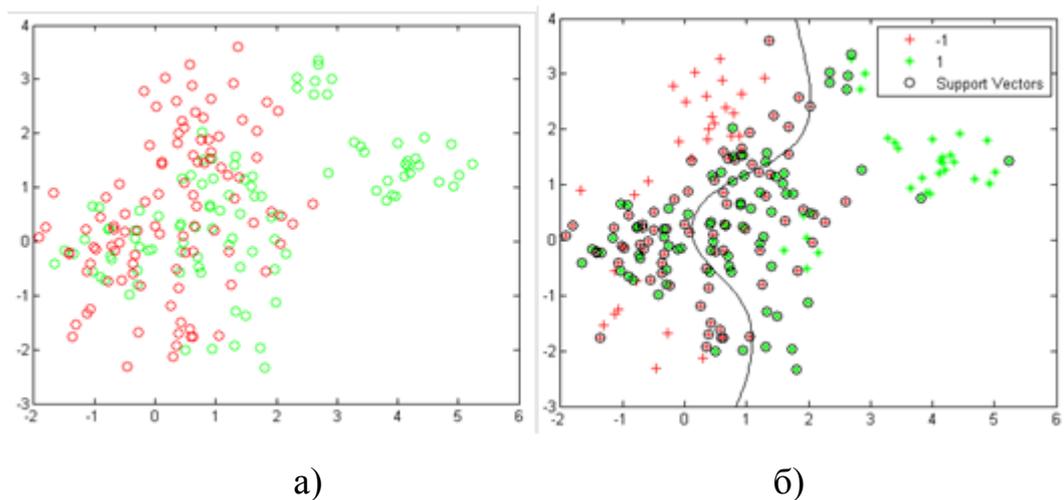


Рис. 5. – Иллюстрация построения разделяющей гиперплоскости:

а) – входные значения, б) – пример разделяющей плоскости

Для обучения SVM классификатора используются 500 изображений дефектов, и 500 изображений без дефектов размером 20 на 20 пикселей. Некоторые из примеров обучающей выборки приведены на рис. 1.

Результат работы предложенного метода приведен на рис. 6.

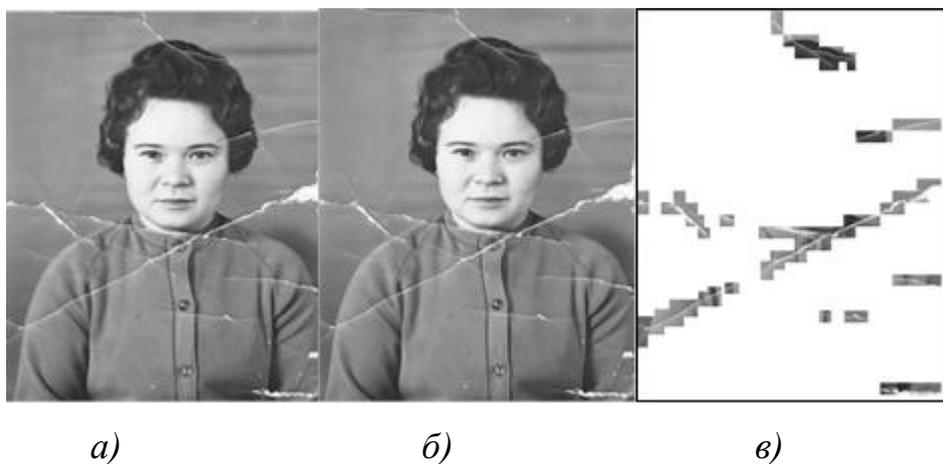


Рис. 6. – Пример работы предложенного подхода:  
а) – исходное изображение; б) – предварительная обработка;  
в) – результирующая маска царапин

Анализ результатов обработки показывает, что наиболее явные царапины на изображении корректно обнаружены, даже на сложных структурных и текстурных особенностях изображений. Предварительная обработка шумоподавления помогает уменьшить влияние шумовой составляющей, а также устранить небольшие дефекты.

В заключение можно сделать следующие выводы.

В работе представлен автоматизированный алгоритм выделения дефектов на основе модифицированного оператора локальных бинарных окрестностей. Для классификации дескрипторов и разделения на классы использован метод опорных векторов. Примеры, представленные в работе, демонстрируют эффективность алгоритма при обнаружении царапин на сложно текстурных изображениях.

*Работа выполнена в рамках федеральной целевой программы ФЦП "Научные и научно-педагогические кадры инновационной России" на 2009-2013 годы.*

#### **Литература:**

1. Barni M., Bartolini F., Cappellini V. Image processing for virtual restoration of artworks. IEEE Multimedia, vol. 7, no. 2, pp. 34-37, 2000.
2. Kapur J.N., Sahoo P.K. and Wong A.K.C. A New Method for Gray-Level Picture Thresholding Using Entropy of the Histogram. Computer Vision, Graphics, And Image Processing, vol. 29, pp. 273-285, 1985.
3. Qingquan L.I., Xianglong LIU. Novel Approach to Pavement Image Segmentation Based on Neighboring Difference Histogram Method. Image and Signal Processing, 2008. CISP '08. Congress on, vol. 2, pp. 792 - 796, 2008.
4. Giakoumis I., Nikos Nikolaidis N. and Pitas I. Digital image processing techniques for the detection and removal of cracks in digitized paintings. IEEE Trans Image Process, Jan;15(1), pp. 175 - 188, 2006.
5. Zhou J., Huang P., and Chiang F. Wavelet-based pavement distress classification. TRR: Journal of the Transportation Research Board, pp. 89–98, 2005.

6. Сизякин Р.А., Воронин В.В., Марчук В.И., Гапон Н.В. Обработка изображений с целью обнаружения дефектов на основе преобразования Габора [Текст]// Успехи современной радиоэлектроники. Радиотехника. М.: 2013 , №6. С. 59-63.

7. Lin Jin, Liu Yayu. Potholes Detection Based on SVM in the Pavement Distress Image, Ninth International Symposium on Distributed Computing and Applications to Business, Engineering and Science, pp. 544 – 547, 2010.

8. Воронин В.В., Адигамов К.А., Петренко С.С., Сизякин Р.А. Критерии и способы оценки качества смешивания сыпучих материалов [Электронный ресурс] // Инженерный вестник Дона, №4 – Ростов-на-Дону: Изд-во Северо-Кавказский научный центр высшей школы Южного федерального университета, 2012. – Режим доступа: <http://ivdon.ru/magazine/archive/n4p2y2012/1400> (доступ свободный) – Загл. с экрана. – Яз. рус.

9. Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering. Image Processing, IEEE Transactions on 16 (8), pp. 2080-2095, 2011.

10. Крашенинников А.М., Гданский Н.И., Рысин М.Л. Построение сложных классификаторов для объектов в многомерных пространствах [Электронный ресурс] // Инженерный вестник Дона, №2 – Ростов-на-Дону: Изд-во Северо-Кавказский научный центр высшей школы Южного федерального университета, 2013. – Режим доступа: <http://ivdon.ru/magazine/archive/n2y2013/1611> (доступ свободный) – Загл. с экрана. – Яз. рус.

11. Воронин В.В. Автоматизированное детектирование дефектов при реконструкции архивных фотодокументов [Текст]// Научно-технические ведомости СПбГПУ, №6 – Санкт Петербург: 2012. – С. 50– 54.

12. Воронин В.В., Марчук В.И., Гапон Н.В., Сизякин Р.А. Использование метода реконструкции двумерных сигналов при восстановлении архивных фотографий [Текст]// Успехи современной радиоэлектроники, №9 – Москва: Изд-во Радиотехника, 2011. – С. 16– 19.