

**УДАЛЕНИЕ ПЯТЕН С ИЗОБРАЖЕНИЙ АРХИВНЫХ ФОТОДОКУМЕНТОВ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ - ПРЕОБРАЗОВАНИЯ**

Фомин А.А., Жизняков А.Л.

Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета

При обработке архивных изображений (например, изображений музейных документов или фотоизображений) возникает задача фильтрации данных изображений, то есть удаления различных дефектов (пятен, линий сгиба, других поврежденных областей). При этом необходимо восстановить поврежденные участки, не нарушая целостную структуру изображения. В процессе удаления дефектов нужно сохранить всю полезную информацию, содержащуюся на изображении.

В данной статье непосредственно перед проведением фильтрации предлагается отсегментировать исходные изображения. Результатом сегментации является разбиение исходного изображения на области пятен (поврежденных участков) и области полезной информации. Следующим этапом проводится непосредственно фильтрация, удаляющая пятна с одновременным восстановлением поврежденных участков на изображении. Таким образом, разработанная система удаления пятен состоит из двух этапов: сегментации и фильтрации, на выходе системы получается восстановленное изображение.

Для повышения качества выполнения обоих этапов предлагается использовать вейвлет преобразование. Вейвлет преобразование позволяет использовать больший объем информации об исходном изображении, не только яркостные и пространственные параметры каждого пиксела, но и частотные характеристики, как всего изображения, так и его отдельных участков. Таким образом, при использовании вейвлет преобразования появляется возможность отчетливо выделить локальные частотные особенности отдельных областей на изображении.

На первом этапе обработки используется кратномасштабный EM/MPM алгоритм сегментации изображения (алгоритм ожидания-максимизации). Данный алгоритм основан на статистической вейвлет сегментации. Здесь используются три уровня разложения исходного изображения, так как увеличение уровня разложения ведет к неизбежным потерям части полезной информации. Рассмотрим кратномасштабный EM/MPM алгоритм более подробно.

Введем следующие обозначения: исходное изображение обозначается  $Y$ , поле меток (собственно отсегментированное изображение) –  $X$ . Элемент изображения, определенный в пространстве  $S$ , где  $S$  – прямоугольная решетка пикселей, обозначим  $Y_{i,j}$ . Случайная величина поля  $Y$  обозначается  $Y_S$ . Те же обозначения введены для поля меток  $X$  [1].

Исходное изображение  $Y$  содержит ряд текстур (или классов)  $L = \{1, 2, \dots, N\}$ . В соответствие исходному изображению ставится поле  $X$ , каждый пиксел которого может принимать множество значений  $\{1, 2, \dots, L\}$ . Полагается, что  $L$  априорно известно. В экспериментальных исследованиях использовались следующие значения: для текстовых документов  $L = 3$  (фон, текст и пятна), для фотоизображений  $L > 3$ . Поле меток в начальном приближении генерируется по следующей формуле:  $X = a \cdot Y \cdot L / 255$ .

Каждый класс на исходном изображении имеет математическое ожидание и дисперсию  $\mu_k$  и  $\sigma_k^2$ ,  $k = 1, \dots, L$ . Данные статистические параметры затем используются для определения вероятности принадлежности каждого пиксела изображения к некоторому классу. При получении практических результатов, приведенных в данной статье, в качестве начальных использовались значения

$\mu_k = \frac{128}{L} + \frac{255k}{L}$ ,  $\sigma_k^2 = 20$ . Вероятность принадлежности пиксела поля меток  $X$  к определенному

классу  $k$  исходного изображения  $X$  вычисляется по формуле [1]  $P_k(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp\left(-\frac{\tilde{y}^2}{2\sigma_k^2}\right)$ , где

$\tilde{y} = \sum_{n=0}^3 y_n / 4$  - значение соответствующего пиксела на исходном изображении и его разложениях ( $y_0$  - исходное изображение,  $y_1, y_2, y_3$  - разложения);  $\sigma_k$  - дисперсия класса  $k$ .

Таким образом, на данном этапе алгоритма для каждого пиксела исходного изображения с учетом параметров вычисляется значение вероятности, максимизируя которое по всем  $k$  и по всем  $x$  получаем новые значения поля меток  $X$ .

После данного этапа наступает этап оценки статистических параметров каждого класса. На данном этапе уточняются оценки математического ожидания и дисперсии для каждого класса [1]

$$\mu_k = \frac{1}{\sum_{i=1}^N P_k(x_i)} \sum_{i=1}^N \tilde{y}_i \cdot P_k(x_i) \text{ и } \sigma_k^2 = \frac{1}{\sum_{i=1}^N P_k(x_i)} \sum_{i=1}^N (\tilde{y}_i - \mu_k)^2 \cdot P_k(x_i), \text{ где } N - \text{число пикселей на изображении.}$$

После уточнения оценок статистических параметров для каждого класса ЕМ/МРМ процедура повторяется. В начале работы пользователь вводит число итераций ЕМ/МРМ алгоритма (может быть разным для различных исходных изображений).

После выделения пятен на исходном изображении с помощью алгоритма сегментации их необходимо удалить. На сегодняшний день разработано много алгоритмов удаления пятен. В данной работе рассматривается алгоритм удаления пятен основанный на пороговой обработке вейвлет коэффициентов или так называемой процедуре трешолдинга.

Зашумленное изображение представляется в виде  $y_i = f_i + e_i$ , где  $f_i$  – полезный сигнал,  $e_i$  – шум,  $i = 1 \dots N$ . При этом под шумом в данном случае будем понимать пиксели изображения, принадлежащие областям пятен. Шумовая составляющая сигнала (изображения) определяется на этапе сегментации. Далее исследуемое изображение  $y$  представляем в виде двух множеств:  $y_{obs}$  – множество пикселей, не принадлежащих областям пятен и  $y_{mis}$  – множество пикселей, принадлежащих областям пятен, то есть  $y = \{y_{obs}, y_{mis}\}$ . Дополнительно определяем множество  $I_{obs}$  индексов пикселей изображения, не принадлежащих областям пятен:  $i \in I_{obs}$ , если  $y_i$  не принадлежит области пятна. В результате работы алгоритма необходимо получить наилучшее приближение  $\bar{f}$  полезного сигнала  $f$ .

Вначале получаем некоторое начальное приближение  $\bar{f}^{(0)}$  изображения  $f$  и оценку СКО  $\bar{\sigma}^{(0)}$  коэффициентов вейвлет разложения  $\bar{f}^{(0)}$  [2]. Далее итерационно выполняется следующий алгоритм, который на каждом шаге улучшает начальное приближение  $\bar{f}^{(0)}$ .

Шаг 1. Для каждого  $i \notin I_{obs}$  определяем пиксели изображения, принадлежащие областям пятен, как  $y_i^{(t)} = \bar{f}_i^{(t-1)}$ . Далее создаем изображение, которое будет обрабатываться на данной итерации алгоритма, по правилу  $y^{(t)} = \{y_i : i \in I_{obs}\} \cup \{y_i^{(t)} : i \notin I_{obs}\}$ .

Шаг 2. Осуществляем прямое дискретное вейвлет преобразование изображения  $y^{(t)}$  и получаем вейвлет коэффициенты разложения  $\omega^{(t)} = Wy^{(t)}$ , где  $W$  – матрица дискретного двумерного вейвлет преобразования.

Шаг 3. Вычисляем оценку СКО  $\bar{\sigma}^{(t)}$  коэффициентов вейвлет разложения  $y^{(t)}$ .

Шаг 4. Используя выражение  $\bar{\sigma}^{(t)} = \sqrt{[\bar{\sigma}^{(t)}]^2 + C_m [\bar{\sigma}^{(t-1)}]^2}$ , где  $C_m = 1 - n/N$ ,  $n$  – количество пикселей изображения, не принадлежащих области пятен, вычисляем оценку СКО коэффициентов вейвлет разложения  $y^{(t)}$  [2]. Данная оценка будет учитывать не только текущие значения вейвлет коэффициентов, но и значения, полученные на предыдущей итерации алгоритма. Это позволит более точно рассчитать порог  $g(\bar{\sigma})$  для процедуры трешолдинга, который будет "учитывать" изменения уже внесенные в изображение, что в свою очередь позволит более качественно восстановить зашумленное изображение.

Для вычисления порога существует много выражений, например,  $g(\bar{\sigma}) = \bar{\sigma} \sqrt{2 \log N}$  или  $g(\bar{\sigma}) = \bar{\sigma} \sqrt{2 \log N - \log(1 + 256 \log N)}$ . Выбор того или иного выражения для расчета порога, может быть обусловлен требованиями к качеству восстановленного изображения. Первая форма записи дает более грубую оценку порога, а вторая – более точную, что приводит к более точному восстановлению изображения.

Шаг 5. Осуществляем процедуру трешолдинга, используя порог  $g(\bar{\sigma})$ , и получаем некоторый новый набор вейвлет коэффициентов  $\bar{\omega}^{(t)}$ .

Шаг 6. Применяем обратное дискретное вейвлет преобразование к  $\bar{\omega}^{(t)}$  и получаем очередное приближение  $\bar{f}^{(t)} = W^T \bar{\omega}^{(t)}$  полезного сигнала  $f$ .

Далее алгоритм выполняется итерационно, улучшая на каждой итерации приближение  $\bar{f}^{(t)}$  исходного изображения  $f$ . Условием завершения выполнения алгоритма является [2]  $|\bar{\sigma}^{(t)} - \bar{\sigma}^{(t-1)}| / \bar{\sigma}^{(t)} < \varepsilon$ .

Необходимость многократного выполнения алгоритма обусловлена следующей причиной. При проведении процедуры трешолдинга, обнуляются (жесткий трешолдинг) или изменяются (мягкий

трешолдинг) лишь те вейвлет коэффициенты, значения которых превышают заданный порог. Такими вейвлет коэффициентами, в случае удаления пятен, будут коэффициенты, соответствующие границам пятен, так как именно на границах пятен будет происходить резкое изменение яркости пикселей изображения, что в свою очередь приведет к высоким значениям вейвлет коэффициентов. После однократного выполнения описанного алгоритма будут удалены или размыты лишь границы пятен. В этом случае потребуется еще несколько итераций алгоритма для полного удаления пятен.

При удалении пятен с изображений с помощью данного алгоритма в него можно вносить некоторые изменения для получения более качественных результатов. Так, например, можно использовать различные виды вейвлет преобразования и разное количество уровней разложения обрабатываемого изображения, также можно использовать разные выражения для определения порога в процедуре трешолдинга. Сам трешолдинг можно проводить для разных уровней разложения полученных в результате как обычного, так и пакетного вейвлет преобразования. Кроме того, возможен расчет порога как глобального (единого для всех уровней разложения), так и локального (для каждого уровня разложения свой порог), а также возможно применение мягкой и жесткой процедуры трешолдинга. Вариации этих способов позволяют для разных классов изображений осуществлять более качественную фильтрацию и удаление пятен с обрабатываемого изображения.

Результаты применения описанного алгоритма приведены на рисунках 1 – 3.

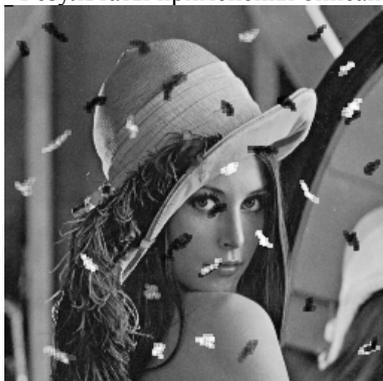


Рис. 1. Зашумленное изображение.



Рис. 2. Результат сегментации.



Рис. 3. Результат фильтрации.

#### Литература

1. Comer M. L. Multiresolution image processing techniques with applications in texture segmentation and nonlinear filtering. 1995. – Purdue university. 165 p.
2. Lee Thomas C. M., Meng Xiao-Li. A self-consistent wavelet method for denoising images with missing pixels // Proceedings of the 30th IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing. 2005. Volume II. P. 41 – 44.

