

УДК 004.932:519.62

Григорьев Дмитрий Сергеевич, аспирант кафедры вычислительной техники Института кибернетики ТПУ.
E-mail: _tryGX@sibmail.com
Область научных интересов: искусственный интеллект, нейронные сети, распознавание образов, обработка сигналов и изображений, нейроэволюционные алгоритмы, вейвлет-анализ.

ПРИМЕНЕНИЕ ВЕЙВЛЕТ- И КУРВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЙ В ЗАДАЧАХ ШУМОПОДАВЛЕНИЯ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Д.С. Григорьев

Томский политехнический университет
E-mail: _tryGX@sibmail.com

Наиболее распространенной проблемой при распознавании символов с отсканированных документов является появление шума, препятствующего сегментации и дальнейшему распознаванию. В качестве решения был предложен метод предобработки отсканированных изображений на основе адаптивного порогового преобразования в алгоритмах дискретных вейвлет- и курвлет-преобразований. Был разработан и реализован алгоритм, произ-

водящий очищение изображение от шума. Приведено описание работы алгоритмов. Проведены численные эксперименты по выявлению наиболее результативного алгоритма для предобработки.

Ключевые слова:

Оптическое распознавание символов, гауссов шум, пороговое преобразование, вейвлет-преобразование, курвлет-преобразование.

Введение

Оптическое распознавание символов – процесс, происходящий в несколько этапов. Одним из этапов является предобработка изображения – комплексная задача, для решения которой существует множество алгоритмов решения. Для очищения изображения от шума применяются различные алгоритмы – от морфологических до частотных преобразований и нейроэволюционного подхода.

Из наиболее известных частотных преобразований вейвлет-преобразование широко применяется для анализа сигналов, а также зарекомендовало себя как эффективный инструмент для сжатия и предобработки изображений. Приемлемые результаты исследований в указанных работах обуславливают выбор метода дискретного вейвлет-преобразования (ДВП) для дальнейшего применения. Однако при таком преобразовании исходные данные претерпевают значительные потери при растяжении и вращении, кроме того, в преобразовании отсутствует пространственная ориентированность [1, 2]. Частично лишено этих недостатков курвлет-преобразование (*curve* – кривая, изгиб; *curvelet* – маленький изгиб).

Курвлет-преобразование

Курвлет-преобразование в данном случае является более подходящим инструментом для определения свойств ориентированности объекта на изображении, обеспечивая оптимальное представление о разреженности, предоставляя максимальную концентрацию энергии вдоль краев объекта. Курвлет-преобразование является многомерным, многоуровневым и локализованным в окне масштаба, пропорционального следующему отношению длины и ширины: « $длина^2 \approx ширина$ ». Одной из целей данной работы является нахождение наиболее подходящего алгоритма предобработки зашумленного изображения.

Курвлеты – базовые элементы с высокой чувствительностью к ориентации и высокой анизотропностью [1–4]. Дискретное курвлет-преобразование функции вариации яркости изображения $f(x, y)$ использует диадические последовательности масштабов и банков фильтров

$(P_0 f, \Delta_1 f, \Delta_2 f, \dots)$. Высокочастотные фильтры Ψ_{2^S} взаимодействуют с частотами области $|\xi| \in [2^{2S}, 2^{2S+2}]$ и обладают рекурсивной конструкцией $\Psi_{2^S}(x) = 2^{4S} \Psi(2^{2S} x)$, а низкочастотный фильтр Φ_0 взаимодействует с частотами области $|\xi| \leq 1$. Субполосное разложение выполняется при помощи операции свертки: $\Delta_S f = \Psi_{2^S} * f$, $P_0 f = \Phi_0 * f$. Схема алгоритма курвлет-преобразования приведена на рис. 1.

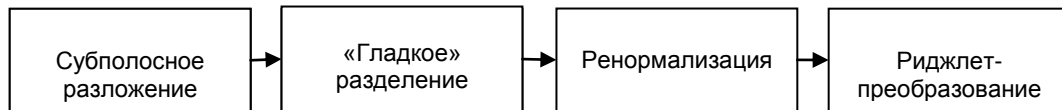


Рис. 1. Основные этапы алгоритма курвлет-преобразования

Подробное описание представленных шагов алгоритма:

1. Субполосное разложение. Функция вариаций яркости изображения раскладывается в набор субполос: $f \rightarrow (P_0 f, \Delta_1 f, \Delta_2 f, \dots)$. Каждый набор $\Delta_S f$ содержит детали различных частот: P_0 – фильтр нижних частот, $\Delta_1, \Delta_2, \dots$ – фильтры высоких частот. Исходное изображение может быть восстановлено следующим образом:

$$f = P_0(P_0 f) + \sum_S \Delta_S(\Delta_S f).$$

При этом выражение для сохранения энергии имеет вид

$$\|f\|_2^2 = \|P_0(P_0 f)\|_2^2 + \sum_S \|\Delta_S(\Delta_S f)\|_2^2.$$

2. «Гладкое» разделение. Каждая субполоса локализуется в плавающем окне соответствующего масштаба, $\Delta_S \rightarrow (w_Q \Delta_S f)_{Q \in Q_S}$. Здесь w_Q – набор окон, локализованных вокруг диадических квадратов: $Q = [k_1 / 2^S, (k_1 + 1) / 2^S] \times [k_2 / 2^S, (k_2 + 1) / 2^S]$. Умножая $\Delta_S f$ на w_Q , производим разделение функции на «квадраты»: $h_Q = w_Q \cdot \Delta_S f$.
3. Ренормализация. Происходит центрирование каждого диадического квадрата к единичному: $[0, 1] \times [0, 1]$. Для каждого Q оператор T_Q определен как

$$(T_Q f)(x_1, x_2) = 2^S f(2^S x_1 - k, 2^S x_2 - k_2).$$

Каждый квадрат ренормализуется:

$$g_Q = T_Q^{-1} h_Q.$$

4. Риджлет-преобразование [5]. Разделение частотной области на диадическую «корону» определяется как $|\xi| \in [2^S, 2^{S+1}]$. Каждый элемент риджлет-преобразования в частотной области представляет собой

$$\hat{\rho}_\lambda(\xi) = \frac{1}{2} |\xi|^{-\frac{1}{2}} \left(\hat{\psi}_{j,k}(|\xi|) \cdot \omega_{i,l}(\theta) + \hat{\psi}_{j,k}(-|\xi|) \cdot \omega_{i,l}(\theta + \pi) \right),$$

где $\omega_{i,l}$ – периодические вейвлеты, определенные на $(-\pi, \pi)$; i – угловой масштаб и $l \in [0, 2^{i-1} - 1]$ – расположение угла; $\psi_{j,k}$ – вейвлеты Мейера на $\mathbb{R}$; j – масштаб риджлета и k – расположение риджлета. Каждый нормализованный квадрат подвергается анализу в риджлет-системе $a_{(Q,\lambda)} = \langle g_Q, \rho_\lambda \rangle$, где каждый фрагмент обладает соотношением сторон $2^{-2S} \times 2^{-S}$.

После ренормализации квадрат обладает частотой локализованной в полосе $|\xi| \in [2^S, 2^{S+1}]$ [3–5, 6].

Обратное курвлет-преобразование

Обратное курвлет-преобразование происходит в четыре основных этапа:

1. Риджлет-синтез:

$$g_Q = \sum_{\lambda} \alpha_{(Q,\lambda)} \cdot \rho_{\lambda},$$

2. Ренормализация:

$$h_Q = T_Q g_Q,$$

3. «Гладкая» интеграция:

$$\Delta_s f = \sum_{Q \in Q_s} w_Q \cdot h_Q,$$

4. Субполосная реконструкция:

$$f = P_0(P_0 f) + \sum_s \Delta_s(\Delta_s f).$$

Удаление шумов

Входное изображение представлено функцией вариации яркости двух переменных $f(x, y)$. Пусть зашумленное изображение $f_n(x, y) = f(x, y) + \sigma z_g(x, y)$, где σ – это стандартное отклонение шума, а $z_g(x, y)$ – значение белого шума с нулевым математическим ожиданием ($\mu_g = 0$) и единичной дисперсией $\sigma_g^2 = 1$. Ставится задача нахождения оптимальной конфигурации фильтра для очистки зашумленного изображения перед его последующей бинаризацией. Очищенное изображение на следующем этапе подвергается сегментации с целью выделения отдельных символов для распознавания. В данной работе представлены два метода для удаления шумов на изображениях.

В первом методе удаление шумов осуществляется на основе применения вейвлет-преобразования, а во втором методе – на основе применения курвлет-преобразования [1, 2].

Метод вейвлет-преобразования

Метод предобработки, основанный на применении вейвлет-преобразования, представлен на рис. 2.

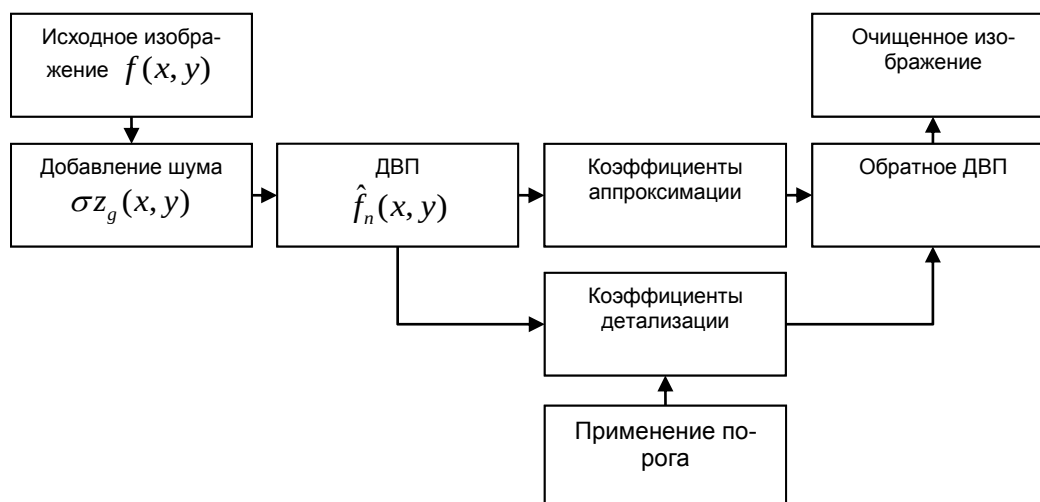


Рис. 2. Схема метода предобработки при помощи вейвлет-преобразования

На представленной схеме обозначены основные блоки этапа предобработки изображения. На поступившее исходное изображение добавляются импульсные и гауссовы шумы. Далее изображение подвергается двухуровневому дискретному вейвлет-преобразованию с базисной функцией Хаара для извлечения соответственно коэффициентов детализации и коэффициентов аппроксимации. Основным этапом шумоподавления является применение порога λ для набора коэффициентов деталей:

$$\lambda_j = \sigma \sqrt{2 \log(N_j)}. \quad (1)$$

Формула порогового преобразования приведена в [2]. Здесь индекс j – уровень преобразования, а N_j – размер матрицы коэффициентов на соответствующем уровне преобразования. Значение σ вычисляется при помощи медианного абсолютного отклонения высокочастотных вейвлет-коэффициентов детализации:

$$\sigma = \frac{\text{median}(|\omega_k|)}{0,6745}.$$

На следующем этапе вычисляется обратное дискретное вейвлет-преобразование, и в результате на выходе получается очищенное изображение. Затем очищенное изображение подвергается бинаризации.

Метод курвлет-преобразования

Метод предобработки, основанный на применении курвлет-преобразования, представлен на рис. 3.

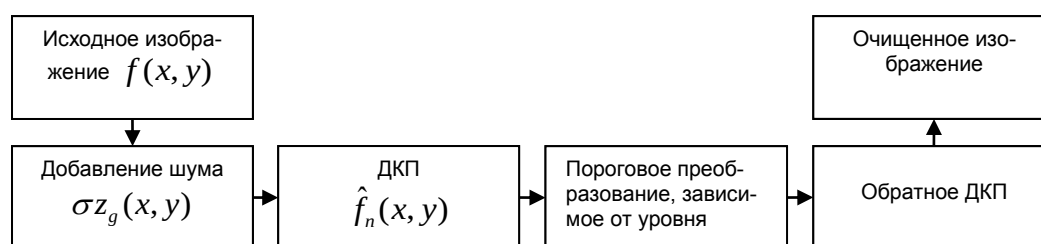


Рис. 3. Схема метода предобработки при помощи курвлет-преобразования

После добавления шума изображение подвергается дискретному курвлет-преобразованию. Затем извлекаются соответствующие зашумленному изображению курвлет-коэффициенты. Происходит вычисление стандартного отклонения значения шума и производится оценка порогового преобразования для каждого масштаба аналогично (10). После оценки применяется пороговое преобразование для курвлет-коэффициентов [6]. На следующем этапе производится обратное курвлет-преобразование. Очищенное изображение подвергается бинаризации.

Сравнение результатов вейвлет и курвлет-преобразований

Результаты численных экспериментов по применению вейвлет- и курвлет-преобразований для удаления гауссовского и импульсного шума на изображениях представлены на рис. 4. Обработке подвергалось изображение, представленное на рис. 4, б.

Полученные результаты показывают, что алгоритм, основанный на курвлет-преобразовании, позволяет получить изображение более высокого качества по сравнению с алгоритмом, основанным на вейвлет-преобразовании.

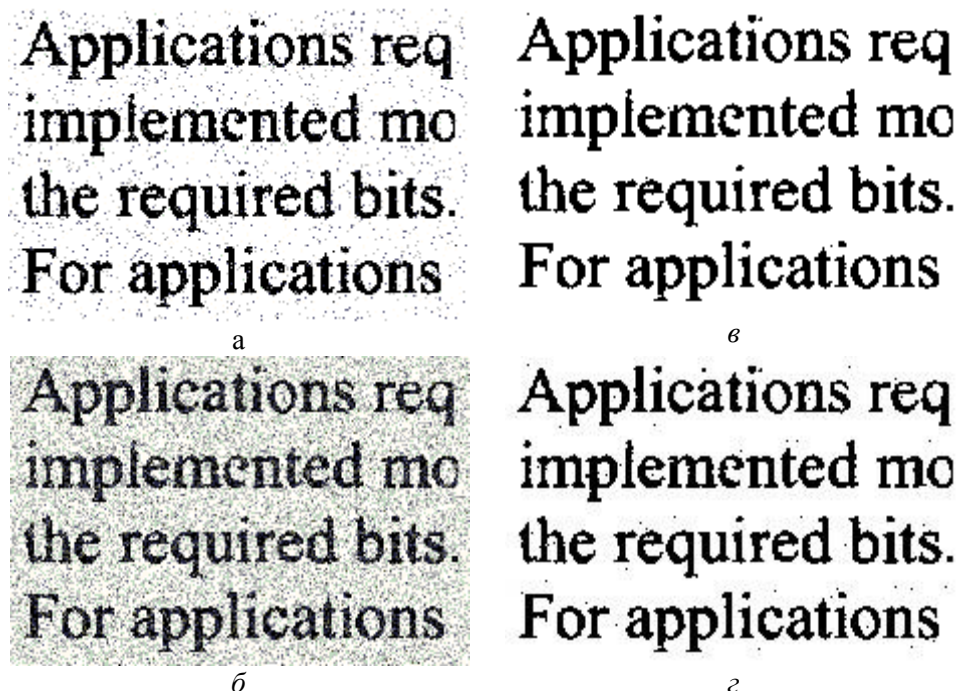


Рис. 4. Обработка изображения с помощью различных алгоритмов: *а* – исходное изображение с импульсным шумом; *б* – исходное изображение, зашумленное при помощи гауссовского и импульсного шумов; *в* – выходное бинаризованное изображение после обработки методом курвлет-преобразования; *г* – выходное бинаризованное изображение после обработки методом вейвлет-преобразования

Выводы

Апробированы два метода предобработки изображений – вейвлет- и курвлет-преобразования для удаления пиксельного шума с отсканированных изображений. Установлено, что наиболее подходящим алгоритмом для удаления пиксельного шума с отсканированных изображений является курвлет-преобразование.

В дальнейшем планируется применение предложенных методов в системе оптического распознавания текстов. При этом предполагается использовать не только пороговые, но и морфологические преобразования для предобработки изображений и удаления пиксельного шума.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Разработка системы оптического распознавания символов на основе совместного применения вероятностной нейронной сети / П.А. Хаустов, Д.С. Григорьев, В.Г. Спицын // Известия Томского политехнического университета. – 2013. – Т. 323. – № 5: Управление, вычислительная техника и информатика. – С. 101–105.
2. Улучшение качества метода оптического распознавания текстов с помощью совместного применения вейвлет-преобразований, курвлет-преобразований и алгоритмов словарного поиска / Д.С. Григорьев, П.А. Хаустов, В.Г. Спицын // Известия Томского политехнического университета. – 2013. – Т. 323. – № 5: Управление, вычислительная техника и информатика. – С. 106–111.
3. Misiti M., Misiti Y., Oppenheim G., Poggi J. Wavelets and their applications. – London: ISTE, 2007. – 352 с.
4. Gnanadurai D., Sadasivam V. An efficient adaptive thresholding technique for wavelet based image denoising // World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2006. – V. 1 (2). – P. 114–119.

5. Donoho D.L., Duncan M.R. Digital curvelet transform: strategy, implementation and experiments // Proc. Aerosense2000, Wavelet Applications VII, SPIE. – Stanford, California, 2000. – V. 4056. – P. 12–29.
6. Donoho D.L. De-noising by soft thresholding // IEEE Transaction on Information Theory. – 1995. – V. 41. – P. 613–627.
7. Candes E.J. Ridgelets: theory and applications: Ph.D. thesis. – Stanford, 1998. – 13 p.
8. Starck J., Candes E.J., Donoho D.L., The curvelet transform for image denoising // IEEE transactions on image processing. – 2002. – V. 11. – № 6. – P. 61–66.

Поступила 06.10.2014.