

## ВОССТАНОВЛЕНИЕ РАЗМЫТЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

*Набиев Марат Айратович*

*Студент*

*Институт ВМиИТ К(П)ФУ, Казань, Россия*

*E-mail: nma2207@gmail.com*

Восстановление размытых изображений — сложная задача в цифровой обработке изображений. Математическая модель размытия формулируется следующим образом [1]:

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

$$f(x, y) \otimes h(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) h(x - m, y - n) \quad (2)$$

Где  $g(x, y)$  - размытое изображение,  $f(x, y)$  - исходное изображение,  $h(x, y)$  - ядро размытия,  $n(x, y)$  - шум.

Формула (2) называется сверткой. Для восстановления изображения нужно выполнить обратную операцию, однако это очень сложный процесс. Здесь рассматриваются некоторые методы решения этой задачи.

Алгоритмы разделяют на предполагающие, что ядро размытия известно и на слепые, которые работают только с размытым изображением.

Рассмотрим первую категорию алгоритмов.

1. **Инверсный фильтр.** По теореме о светке, свертка эквивалентна по-элементному перемножению спектров исходного изображения и ядра размытия, тогда спектр приближенного исходного изображения можно выразить так [1]:

$$\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} \quad (3)$$

2. **Фильтр Винера.** В этом методе минимизируется стандартное отклонение приближенного значения исходного изображения от восстановленного. Следующее приближение дает оптимальный результат [1]:

$$\hat{F}(u, v) = \left( \frac{H'(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \gamma |P(u, v)|^2} \right) G(u, v) \quad (4)$$

3. **Регуляризация по Тихонову.** Этот метод также как и фильтр Винера получает оптимальный результат. Восстановленное изображение вычисляется следующим образом[1]:

$$\hat{F}(u, v) = \left( \frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + K} \right) G(u, v) \quad (5)$$

4. **Итерационный метод Люси-Ричардсона.** Этот метод итерационный, т.е. на каждой итерации он улучшает восстановленное изображение. Этот метод, в отличии от предыдущих, хорошо восстанавливает, когда неизвестны параметры шума.[2][3][4]

$$\hat{f}_{k+1}(x, y) = \hat{f}_k(x, y) \left[ h(x, y) \star \frac{g(x, y)}{h(x, y) \otimes \hat{f}_k(x, y)} \right] \quad (6)$$

5. **Градиентный спуск.** В этом методе минимизируется разница между размытым изображением и сверткой восстановленного изображения с ядром размытия. И каждое следующее приближение вычисляется следующим образом:

$$\hat{f}_{k+1} = \hat{f} + \gamma \left[ h \star (g - \hat{f}_k \otimes h) \right] \quad (7)$$

В реальных задачах ядро размытия почти никогда не известно. В этом случае используются алгоритмы слепой деконволюции. Здесь рассмотрим модификацию метода Люси-Ричардсона [4]:

$$\hat{h}_{k+1}(x, y) = \hat{h}_k(x, y) \left[ \hat{f}_k(x, y) \star \frac{g(x, y)}{\hat{h}_k(x, y) \otimes \hat{f}_k(x, y)} \right] \quad (8)$$

$$\hat{f}_{k+1}(x, y) = \hat{f}_k(x, y) \left[ \hat{h}_{k+1}(x, y) \star \frac{g(x, y)}{\hat{h}_{k+1}(x, y) \otimes \hat{f}_k(x, y)} \right] \quad (9)$$

Важное значение имеет выбор первоначального приближение ядра. От этого выбора зависит насколько хорошо будет восстановлено изображение.

При восстановлении изображения итерационным методом Люси-Ричардсона возникает эффект затемнения восстановленного изображения. Для борьбы с ним применялась адаптивная гамма-

коррекция, в результате которой средняя яркость восстановленного изображения становилась равной средней яркости размытого.

### Иллюстрации



Рис. 1. Пример восстановления слепым методом Люси-Ричардсона

### Вывод

Несомненно, обычные методы деконволюции работают лучше чем слепые, однако ядро размытия на практике зачастую неизвестно, поэтому применение слепых методов более актуально в реальных задачах. Дальше планируется исследовать другие методы слепой деконволюции на основе градиентного спуска и нейронных сетей.

### Литература

1. Гонсалес Р. , Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.:Техносфера, 2012.
2. Панфилова К.В. Компенсация линейного смаза цифровых изображений с помощью метода Люси-Ричардсона. ГРАФИ-КОН'2015. 2015. С. 163–167.
3. D. A. Fish, A. M. Brinicombe, E. R. Pike Blind deconvolution by means of the Richardson-Lucy algorithm. J. Opt. Soc. Am. A. Vol. 12, No. 1. January 1995 С 58–65
4. David S. C. Biggs Accelerated Iterative Blind Deconvolution. The Departament of Electrical and Electronic Engineering University of Auckland, New Zealand. December 1998