

ВОССТАНОВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ ОБЪЕКТА НА ОСНОВЕ СЕРИИ ЕГО ИЗОБРАЖЕНИЙ, ИСКАЖЕННЫХ В СЛУЧАЙНОЙ СРЕДЕ

Горячкин О.В., д.т.н., профессор, проректор по научной работе Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики (ПГУТИ), e-mail: oleg.goryachkin@gmail.com

Борисенков А.В., к.т.н., доцент кафедры теоретических основ радиотехники и связи ПГУТИ, e-mail: aleksey.v.borisenkov@gmail.com

RECONSTITUTION OF AN OBJECT IMAGE BASED ON A SERIES OF ITS IMAGES DISTORTED IN A RANDOM ENVIRONMENT

Goryachkin O.V., Borisenkov A.V.

The article considers an algorithm for blind deconvolution of images distorted in a random environment and registered as a set of random implementations. The proposed approach based on polynomial representations reduces the problem of deconvolution of images blindly to the problem of factorization of the covariance matrix of a given structure. To solve the problem, a blind identification method is used using second-order polynomial statistics generated by random polynomials. The article presents the results of modeling the proposed image deconvolution algorithm. The algorithm can be used to solve the problem of image reconstruction that occurs in astronomy using the speckle interferometry method, technical television.

Key words: blind image deconvolution, SIMO, polynomial statistics.

Ключевые слова: слепая деконволюция изображений, SIMO, полиномиальная статистика.

Введение

Задача восстановления изображений различной природы – это задача восстановления пространственно ограниченного двумерного сигнала, искаженного линейным преобразованием на фоне аддитивного шума [1, 2].

Искажение изображения обычно является результатом нежелательного линейного преобразования. Причиной такого преобразования могут быть: расфокусировка оптической системы, размытие из-за движения камеры и объекта съемки, предел дифракции и влияние среды распространения света.

Если ядро линейного преобразования известно, то реконструкция изображения может быть выполнена с использованием оптимального фильтра, построенного в соответствии с выбранной стратегией регуляризации [3].

В случаях, когда эта информация недоступна, информация о ядре искажающего оператора может быть извлечена непосредственно из наблюдаемого изображения. Эта проблема упоминается в литературе как слепая деконволюция сигналов или изображений [4, 5].

Проблема деконволюции изображений вслепую возникает в области дистанционного зондирования Земли, астрономии и медицины, обработки фото- и видеоматериалов и т.п. В работах, посвященных слепой обработке сигналов, часто упоминается, что возможности многоканальной слепой идентификации больше, чем у одноканальной [5]. Поэтому эта группа методов используется чаще [13].

Подобная задача возникает в современных системах беспроводной связи, использующих технологию MIMO.

Рассматривается алгоритм слепой деконволюции изображений, искаженных в случайной среде и зарегистрированных как набор случайных реализаций. Предлагаемый подход, основанный на полиномиальных представлениях, сводит задачу деконволюции изображений вслепую к задаче факторизации ковариационной матрицы заданной структуры. Для решения задачи используется метод слепой идентификации, использующий полиномиальные статистики второго порядка, генерируемые случайными полиномами. В статье представлены результаты моделирования предложенного алгоритма деконволюции изображений. Алгоритм может быть использован при решении задачи восстановления изображения, возникающей в астрономии при использовании метода спекл-интерферометрии, техническом телевидении.

В этом случае говорят о задаче многоканальной слепой коррекции, где целью является оценка неизвестного входного сигнала, по выходному, без знания источника сигнала или канала [6-7].

Эта тема становится довольно популярной в беспилотных летательных аппаратах. Так, например, одна из недавних статей посвящена разработке алгоритма восстановления изображения вслепую по серии изображений с использованием локальной и нелокальной информации об изображениях [9].

В этой статье мы будем рассматривать случай многоканальной слепой деконволюции изображений, который также известен как многокадровая слепая деконволюция (MFBD) [8]: т.е. задача восстановления исходного изображения из последовательности нечетких и зашумленных наблюдений.

Несмотря на значительные успехи методов машинного обучения по восстановлению искаженных изображений [13-16], поиск эффективных регулярных методов также остается актуален. В данной работе мы продолжим развитие регулярных статистических методов, основанных на применении полиномиальных статистик [12].

Слепая деконволюция изображений на основе полиномиальных представлений

Рассмотрим математическую модель искаженного изображения, заданного в дискретном времени.

$$y(l, i) = \sum_{n=1}^{N_2} \sum_{j=1}^{M_2} h(n, j) x'(n + l, j + i) + v(l, i). \quad (1)$$

В этом выражении $l = 1, \dots, N$, $i = 1, \dots, M$, $N = N_1 + N_2 - 1$, $M = M_1 + M_2 - 1$, $x'(n, j)$ – двумерная последовательность исходного изображения с добавлением нулей, $h(n, j)$ – искажающая случайная функция в дискретном времени, $v(l, i)$ – аддитивный шум.

Выражение (1) можно представить в полиномиальной форме

$$y(z_1, z_2) = h(z_1, z_2) x(z_1, z_2) + v(z_1, z_2). \quad (2)$$

В рассматриваемой задаче мы имеем набор искаженных изображений $y_k(z_1, z_2)$, где k -номер изображения, и $h_k(z_1, z_2)$ – набор искажающих случайных функций.

Начальный момент второго порядка наблюдаемого набора случайных изображений можно представить в виде

$$K_y(z_1, z_2, z_3, z_4) = x(z_1, z_2) K_h(z_1, z_2, z_3, z_4) x^*(z_3, z_4) + K_v(z_1, z_2, z_3, z_4). \quad (3)$$

Пусть мы имеем оценку $\hat{K}_y(z_1, z_2, z_3, z_4)$, полученную по набору реализаций $y_k(z_1, z_2)$, знаем $K_h(z_1, z_2, z_3, z_4)$ и $K_v(z_1, z_2, z_3, z_4)$, тогда мы можем записать выражение, где искомое изображение представлено в явном виде

$$x(z_1, z_2) x^*(z_3, z_4) \cong \frac{\hat{K}_y(z_1, z_2, z_3, z_4) - K_v(z_1, z_2, z_3, z_4)}{K_h(z_1, z_2, z_3, z_4)}. \quad (4)$$

Т.к. правая часть получена по конечному набору данных, то мы будем искать оценку изображения, решая задачу факторизации ковариационной матрицы заданной структуры методом наименьших квадратов в виде

$$\hat{x}(z_1, z_2) = \arg \min_{\|x(z_1, z_2)\|=1} \left\| \frac{\hat{K}_y(z_1, z_2, z_3, z_4) - K_v(z_1, z_2, z_3, z_4)}{K_h(z_1, z_2, z_3, z_4)} - x(z_1, z_2) x^*(z_3, z_4) \right\|^2. \quad (5)$$

Как было показано в [4], полиномиальные представления позволяют улучшить качество решения задачи (5), если использовать значения z_1, z_2, z_3, z_4 , расположенные на многообразии заданной корреляции вида

$$V_t^h = \{(z_1, z_2, z_3, z_4) \in Z^4 : K_h(z_1, z_2, z_3, z_4) = t, t \neq 0\}. \quad (6)$$

Данный алгоритм (далее А1) может быть реализован непосредственно в виде (5-6), однако его вычислительная сложность быстро растет с увеличением размера изображения, кроме этого выбор сечений на многообразии V_t^h как правило исключает значения, модуль которых равен 1, что в свою очередь приводит к необходимости вычисления больших степеней и соответственно к вычислениям с большими числами и росту погрешности вычислений.

Далее мы рассмотрим подход, основанный на сведении задачи к одномерному случаю, что несколько упрощает реализацию алгоритма восстановления.

Алгоритм слепой деконволюции изображения

Математическая модель соответствующего одномерного канала в полиномиальной форме может быть представлена в виде

$$y_i(z) = \sum_{j=1}^{M_2} h_j(z) x_{j+i}(z) + v_i(z), \quad i = 1, \dots, M \quad (7)$$

$$y_i(z) = \sum_{l=1}^N y(l, i) z^{l-1}, \quad h_j(z) = \sum_{l=1}^{N_2} h(l, j) z^{l-1},$$

$$x_j(z) = \sum_{l=1}^{N_1} x(l, j) z^{l-1}.$$

Алгоритм идентификации изображений по заданным корреляционным многообразиям мы можем представить в виде следующей последовательности операций:

1. Преобразование двумерной свертки в набор одномерных свертков, выходные отсчеты которых можно представить в виде

$$y_{i,k}(z_1, \dots, z_{N_1}) = \begin{pmatrix} y_{i,k}(z_1) \\ \vdots \\ y_{i,k}(z_{N_1}) \end{pmatrix} = \mathbf{V}_{N_1, N}(z_1, \dots, z_{N_1}) \mathbf{y}_k(i) = \begin{pmatrix} 1 & z_1 & \dots & z_1^{N-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & z_{N_1} & \dots & z_{N_1}^{N-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y(1, i) \\ \vdots \\ y(N, i) \end{pmatrix}_k, \quad (8)$$

где $\mathbf{V}_{N_1, N}(z_1, \dots, z_{N_1})$ – $N_1 \times N$ матрица Вандермонда, и $\mathbf{y}_{i,k}(z_1, \dots, z_{N_1})$ – N_1 -мерный вектор выходных отсчетов k -го сигнала, образованный z_1, \dots, z_{N_1} – различными сечениями, $\mathbf{y}_k(i)$ – N -мерный вектор выходных отсчетов k -го сигнала, $k = 1, \dots, N_s$.

2. Оценка импульсной характеристики одномерных каналов с помощью статистических алгоритмов слепой идентификации канала одномерной системы.

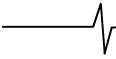
Одномерный алгоритм слепой идентификации может быть реализован различными способами. В данной работе мы используем подход, который аналогично (5-6), использует многообразия заданной корреляции [11]. Т.о., далее выполняется преобразование парных корреляций выходного сигнала:

$$\mathbf{x}_{k,n}(\alpha_1, \dots, \alpha_{M_1}) = \mathbf{V}_{M_1, M}(\alpha_1, \dots, \alpha_{M_1}) \mathbf{y}_k(z_n) = \begin{pmatrix} 1 & \alpha_1 & \dots & \alpha_1^{M-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & \alpha_{M_1} & \dots & \alpha_{M_1}^{M-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1,k}(z_n) \\ \vdots \\ y_{M,k}(z_n) \end{pmatrix}, \quad (9)$$

где $\mathbf{V}_{M_1, M}(\alpha_1, \dots, \alpha_{M_1})$ матрица Вандермонда $M_1 \times M$, и $\mathbf{x}_{k,n}$ – M_1 -мерный вектор выходного сигнала одномерной системы.

3. Оценка ковариационной матрицы

$$\mathbf{R}_n = \frac{1}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} \mathbf{x}_{k,n}(\alpha_1, \dots, \alpha_{M_1}) \mathbf{x}_{k,n}^*(\alpha_1, \dots, \alpha_{M_1}) - \mathbf{W}_n, \quad (10)$$



где \mathbf{W}_n – известная ковариационная матрица аддитивного шума.

4. Вычисление собственных векторов матрицы $\mathbf{G}_n = (r_{i,j,n} / t_{i,j,n})$,

$$\begin{pmatrix} x_n(\alpha_1) \\ \vdots \\ x_n(\alpha_{M_1}) \end{pmatrix} = \arg(\max_{\mathbf{x}} (\mathbf{x}^* \mathbf{G}_n \mathbf{x})). \quad (11)$$

5. Вычисление вектора отсчетов входных параметров одномерных каналов

$$\begin{pmatrix} x_1(z_n) \\ \vdots \\ x_{M_1}(z_n) \end{pmatrix} = \mathbf{V}_{M_1}^{-1}(\alpha_1, \dots, \alpha_{M_1}) \begin{pmatrix} x_m(\alpha_1) \\ \vdots \\ x_m(\alpha_{M_1}) \end{pmatrix}. \quad (12)$$

6. Восстановление изображения по вычисленным характеристикам одномерных каналов, $i = 1, \dots, M_1$,

$$\begin{pmatrix} x_{1,i} \\ \vdots \\ x_{N_1,i} \end{pmatrix} = \mathbf{V}_{N_1}^{-1}(z_1, \dots, z_{N_1}) \begin{pmatrix} x_i(z_1) \\ \vdots \\ x_i(z_{N_1}) \end{pmatrix}, \quad (13)$$

$x_{1,1}, \dots, x_{N_1,M_1}$ – искомые отсчеты входного изображения.

Эффективность алгоритма зависит от выбора поперечных сечений z_1, \dots, z_{N_1} и $\alpha_1, \dots, \alpha_{M_1}$.

Для простоты реализации и по причинам, упомянутым выше, в отличие от алгоритма (5-6) сечения z_1, \dots, z_{N_1} лучше выбрать на единичной окружности в комплексной плоскости.

В алгоритме одномерной идентификации мы используем стратегию выбора поперечного сечения $\alpha_1, \dots, \alpha_{M_1-1}$, на многообразии заданной корреляции, которое имеет следующий вид

$$V_t^h = \{(z_1, z_2) \in C^2 : z_1 z_2^* = \alpha_i(t), t \neq 0, i = \overline{1, M_1 - 1}\}, \quad (14)$$

где $\alpha_1, \dots, \alpha_{M_1}$ – корни полинома, где $t \neq 0$

$$P(x) = (\sigma_h^2(1, n) - t + \sigma_h^2(2, n)x + \sigma_h^2(3, n)x^2 + \dots + \sigma_h^2(M_2, n)x^{M_2-1}).$$

Как показано в работах [4, 11], это гарантирует, что в матрице $\mathbf{G}_n = (r_{i,j,n} / t_{i,j,n})$ нет бесконечных компонент.

Однако при использовании алгоритма одномерной слепой идентификации мы имеем N_1 неопределенных констант, без знания которых мы не можем восстано-

вить исходное изображение. Необходимые константы могут быть получены из уравнения для выборочной и вычисленной ковариации вида

$$E[y_i(z_1)y_i^*(z_2)] = \frac{1}{N_s} \sum_k y_{i,k}(z_1)y_{i,k}^*(z_2), \quad (15)$$

N_s – число реализаций, $y_{i,k}(z_1)$ – k -я реализация.

Можно показать, что если искажающее поле представляет собой двумерное множество независимых случайных величин с дисперсией $\sigma_h^2(n, i)$, то вычисленная ковариация имеет вид

$$E[y_i(z_1)y_i^*(z_2)] = \sum_j^{M_2} x_j(z_1)x_j^*(z_2) \sum_n^{N_2} \sigma_h^2(n, j+i) z_1^{n-1} (z_2^*)^{n-1} + E[v_i(z_1)v_i^*(z_2)]. \quad (16)$$

Тогда, если $\hat{x}_j(z_1)$ – оценки одномерных каналов, полученных на 5-м этапе алгоритма, то искомое уравнение принимает вид

$$\frac{1}{N_s} \frac{\sum_k y_{i,k}(z_1)y_{i,k}^*(z_2) - E[v_i(z_1)v_i^*(z_2)]}{c(z_1)c^*(z_2)} = \sum_j^{M_2} \hat{x}_j(z_1)\hat{x}_j^*(z_2) \sum_n^{N_2} \sigma_h^2(n, j+i) z_1^{n-1} (z_2^*)^{n-1}, \quad (17)$$

$c(z_1)$ – многочлен, коэффициенты которого являются искомыми константами.

Результаты моделирования

Проведенное моделирование иллюстрирует эффективность предложенного алгоритма. На рис. 1 показано влияние числа реализаций. На рис. 2 показано влияние аддитивного шума. При моделировании использован размер изображения 52×52 , размер искажающей случайной комплексной импульсной характеристики 53×53 , реализации имеют гауссовское распределение и статистически независимы.

Для сравнения на рис. 3 показан результат моделирования алгоритма спектральной факторизации (A2) [12]. Этот алгоритм является частным случаем A1, а именно, случаем когда все сечения выбираются на единичной окружности в комплексной плоскости.

Алгоритм восстановления изображений, основанный на заданных корреляционных многообразиях (A1), демонстрирует лучшую сходимость и помехоустойчивость по сравнению с соответствующим алгоритмом, исполь-

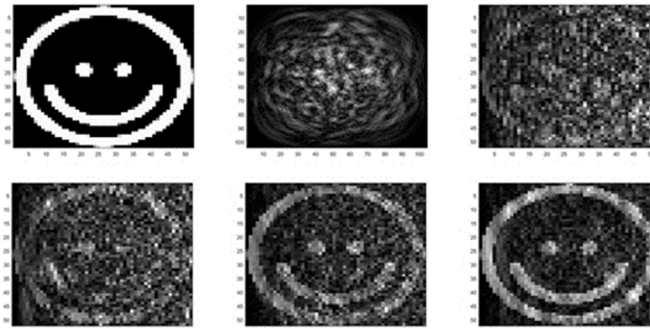


Рис. 1. Алгоритм A1, слева направо, сверху вниз: исходное изображение; пример искаженного изображения; восстановленное изображение после обработки 200 реализаций; восстановленное изображение после обработки 400 реализаций; восстановленное изображение после обработки 800 реализаций; восстановленное изображение после обработки 1600 реализаций без шума

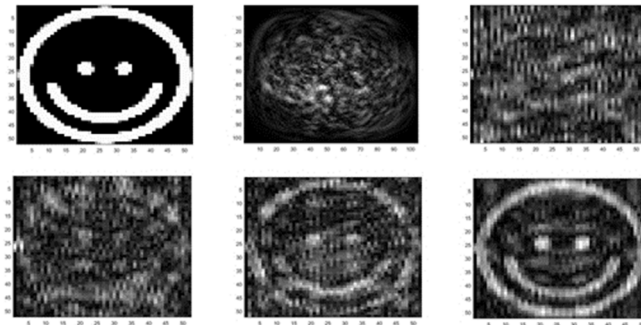


Рис. 2. Алгоритм A2, слева направо, сверху вниз: исходное изображение; пример искаженного изображения; восстановленное изображение после обработки 200 реализаций; восстановленное изображение после обработки 400 реализаций; восстановленное изображение после обработки 800 реализаций; восстановленное изображение после обработки 1600 реализаций без шума

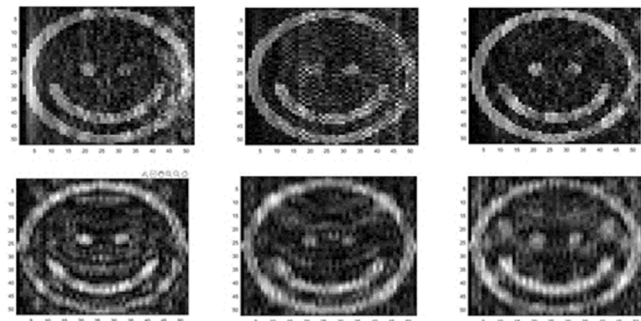


Рис. 3. Алгоритм A1 – первый ряд, A2 – второй ряд, слева направо: восстановленное изображение после обработки 1600 реализаций, SNR-1dB; восстановленное изображение после обработки 1600 реализаций, SNR-10 dB; восстановленное изображение после обработки 1600 реализаций, SNR-20dB с аддитивным гауссовским шумом

зующим спектральную факторизацию (A2). Это объясняется отсутствием нулей в $t_{i,j,n}$ при вычислении матриц G_n , при этом алгоритм A2 имеет лучшее быстродействие.

Заключение

Таким образом, в статье показана возможность восстановления изображения, искаженного в случайной среде и зарегистрированного как набор случайных реализаций. Предполагается, что искажающий изображение случайный импульсный отклик линейной среды описывается случайным дискретным полем с независимыми нестационарными случайными коэффициентами. Предлагаемый подход сводит задачу статистической деконволюции изображений вслепую к задаче слепой идентификации одномерных сигналов. Далее для решения одномерной задачи используется метод полиномиальной статистики второго порядка, генерируемый случайными полиномами. В статье представлены результаты моделирования предложенного алгоритма. Алгоритм может быть использован в задаче восстановления изображения, возникающей в астрономии при использовании метода спекл-интерферометрии, техническом телевидении.

Литература

1. Методы компьютерной обработки изображений. Под ред. В.А. Сойфера, Физматлит, 2001.
2. Василенко Г.И., Тараторин А.М. Восстановление изображений. М.: Радио и связь, 1986.
3. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. – М.: Наука, 1974.
4. Горячкин О.В. Методы слепой обработки сигналов и их приложения в системах радиотехники и связи. М: Радио и связь, 2003.
5. Hua Y., «Fast maximum likelihood for blind identification of blind identification of multiple fir channels», IEEE Transactions on Signal Processing 44, pp. 661-672 (Mar. 1996).
6. Katkovnik V.; Paliy D., «Frequency domain blind deconvolution in multiframe imaging using anisotropic spatially-adaptive denoising», Proceedings of EUSIPCO (2006).
7. H. Pozidis and A.P. Petropulu. «Cross-correlation based multichannel blind equalization», Proceedings of 8th IEEE SSAP (1996).
8. Zhang, Haichao, David Wipf, and Yanning Zhang. «Reconstruction of single image from multiple blurry measured images» IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 36.8 (2014): pp. 1628-1643.
9. Lin, Tsung-Ching, et al. «Multi-observation blind deconvolution with an adaptive sparse prior». IEEE Transactions on Image Processing 27.6 (2018): 2762-2776.
10. К.А. Постнов Лекции по Общей Астрофизике для Физиков. <http://www.astronet.ru/db/msg/1170612/index.html>
11. W. Niu, K. Zhang, W. Luo and Y. Zhong, «Blind Motion Deblurring Super-Resolution: When Dynamic Spatio-Temporal Learning Meets Static Image Understanding», in IEEE Transactions on Image Processing, vol. 30, pp. 7101-7111, 2021, doi: 10.1109/TIP.2021.3101402.
12. Goriachkin O.V., Erina E.I. Given Correlation Manifolds and their Application in Blind Channel Identification. The Open Statistics and Probability Journal, 2009, vol. 1, 55-64 pp.
13. P. Zhu, C. Xie and Z. Gao, «Multi-Frame Blind Restoration for Image of Space Target With FRC and Branch-Attention», in IEEE Access, vol. 8, pp. 183813-183825, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3029356.
14. P. Zhu, C. Xie and Z. Gao, «Multi-Frame Blind Restoration for Image of Space Target With FRC and Branch-Attention», in IEEE Access, vol. 8, pp. 183813-183825, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3029356.
15. Savvin S.V., Sirota A.A. Algorithms for multi-frame image super-resolution under applicative noise based on deep neural networks. Computer Optics 2022; 46(1): 130-138. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-904.
16. Никоноров А.В. Реконструкция изображений в дифракционно-оптических системах на основе сверточных нейронных сетей и обратной свертки / А.В. Никоноров, М.В. Петров, С.А. Бибииков, В.В. Кутикова, А.А. Морозов, Н.Л. Казанский. Компьютерная оптика. 2017. Т. 41, № 6. С. 875-887. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-6-875-887.