

АДАПТИВНЫЙ АЛГОРИТМ ОПТИМАЛЬНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ РАЗРЕШЕНИЯ НА ОСНОВЕ ОБРАБОТКИ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А. Ю. Иванков

Воронежский государственный университет

Поступила в редакцию 11.10.2016 г.

Аннотация. Проведён синтез и анализ адаптивного алгоритма построения сверхразрешения изображений в условиях неизвестных постоянных параметров, сопутствующих процессу наблюдения. В основе алгоритма лежат методы оптимальной нелинейной фильтрации в блочной форме, адаптация в которых осуществляется по отношению к параметрам корреляционной функции изображения и функции рассеяния фотоприемника. Представлены результаты работы алгоритма в различных условиях.

Ключевые слова: обработка изображений, сверхразрешение, оптимальная фильтрация, метод разделения.

Annotation. Synthesis and analysis of adaptive super resolution image reconstruction algorithm in conditions of unknown constant parameters of the observation process. The algorithm based on optimal nonlinear filtration methods in block form where adaptation is carried out with respect to the parameters of image correlation function and spreading function of sensor. The results of the algorithm in different conditions are represented.

Keywords: image processing, superresolution, optimal filtering, separation method.

ВВЕДЕНИЕ

Эффективность работы многих систем обработки информации зависит от качества обрабатываемых данных. Если в роли последних рассматриваются цифровые изображения, то требуется обеспечить их высокое разрешение (ВР) и, соответственно, высокий уровень детализации объектов. Выполнение данного условия нередко связано с ограниченными возможностями датчиков – средств, используемых для получения первичной оптической информации. Это обстоятельство напрямую влияет на результаты работы алгоритмов анализа изображений. При этом повышение разрешения только за счет совершенствования технических средств регистрации не всегда представляется возможным в силу стоимостных и физических ограничений. Поэтому целесообразно использовать методы обработки изображений, обеспечивающих накопление и объединение информации, содержащейся

в нескольких регистрируемых изображениях одной и той же сцены с низким разрешением (НР), для создания результирующего изображения с более высоким разрешением. В литературе такие методы известны как методы построения сверхразрешения (СР) [1, 2, 3]. Необходимо отметить, что для достижения эффекта СР должно соблюдаться условие субпиксельных смещений регистрируемых изображений друг относительно друга.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В контексте решаемой задачи повышения разрешения на основе обработки серии цифровых изображений, рассмотрим цифровое изображение ВР интересующей сцены. Данное изображение *потенциально* может быть получено в результате дискретизации непрерывного распределения интенсивности светового потока в плоскости матрицы фотоприёмников и задается функцией на двумерной дискретной сетке размера $L_1 \times L_2$. Предполагается, что это изображение *не доступно* для

наблюдения и, с учетом возможности раз-
вертки описывающей его функции, характе-
ризуется вектором $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^L$, где $L = L_1 L_2$.

При этом для наблюдения доступна по-
следовательность цифровых изображений
НР $\{\mathbf{y}_k\}$ размера $M_1 \times M_2$, причём $M_1 < L_1$ и
 $M_2 < L_2$. Эти изображения соответствуют
различным отображениям наблюдаемой сце-
ны, и каждое из них характеризуется векто-
ром $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^M$, где $M = M_1 M_2$, $k = \overline{1, K}$. Про-
цесс регистрации изображений НР
описывается следующим уравнением:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x} + \mathbf{v}_k, \quad (1)$$

где оператор \mathbf{H}_k характеризует влияние име-
ющейся матрицы фотоприёмников, с помо-
щью которых регистрируются наблюдаемые
изображения НР; вектор $\mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^M$ соответ-
ствует воздействию аддитивного гауссовско-
го шума, некоррелированного для различных
наблюдений.

Оператор \mathbf{H}_k в формуле (1) позволяет
учесть преобразования геометрической де-
формации, вызванной сдвигом и поворотом
изображения, размытие, обусловленное функ-
цией рассеяния фотоприемника, а также одно-
родное прореживание, в результате которого
изображения наблюдаемой последовательно-
сти имеют низкое разрешение. При проведе-
нии экспериментальных исследований, матри-
ца линейного преобразования \mathbf{H}_k размера
 $M \times L$ задавалась следующим образом [2]:

$$\mathbf{H}_k = \left\| \tilde{h}_{i,j}^{(k)} \right\|, \quad h_{i,j}^{(k)} = \tilde{h}_{i,j}^{(k)} / \sum_{j'} \tilde{h}_{i,j'}^{(k)},$$

$$\tilde{h}_{i,j}^{(k)} = \exp \left(\left\| \mathbf{m}_j - \mathbf{n}_i^{(k)} \right\|_2^2 / (-2\sigma_B^2) \right), \quad (2)$$

где $k = \overline{1, K}$; $i = \overline{1, M}$; $j = \overline{1, L}$; $\mathbf{n}_i^{(k)}$ – спроеци-
рованные на сетку ВР координаты i -го пик-
селя изображения НР \mathbf{y}_k ; \mathbf{m}_j – координаты
 j -го пикселя восстанавливаемого изображе-
ния ВР \mathbf{x} ; σ_B^2 – параметр, соответствующий
дисперсии гауссианы, определяющий шири-
ну области рассеяния вокруг точки на коор-
динатной сетке ВР.

Если вместо единственного результирующе-
го изображения требуется получить серию
изображений ВР, целесообразно использо-
вать методы оптимальной марковской филь-
трации [3, 4], в процессе которой, каждому

оцениваемому изображению НР соответству-
ет оценка изображения ВР. Чтобы избежать
проблем, связанных с перерасходом вычис-
лительных ресурсов [3], характерных для
таких алгоритмов, оптимальная фильтрация
реализуется в блочной форме [3].

Существо блочной обработки состоит в
том, что обрабатываемые изображения разде-
ляются на N_1 и N_2 перекрывающихся блоков
в вертикальном и горизонтальном направле-
ниях соответственно и оцениваются независи-
мо. Результирующее изображение формирует-
ся из центральных (неперекрывающихся)
областей блоков. Размер блоков изображения
ВР составляет $s_{HE} \times s_{HE}$, где $s_{HE} = s_H + 2\Delta s_H$,
 $s_H = L_1 / N_1 = L_2 / N_2$, блоки изображения НР
имеют размер $s_{LE} \times s_{LE}$, где $s_{LE} = s_L + 2\Delta s_L$,
 $s_L = M_1 / N_1 = M_2 / N_2$, а размеры областей
перекрытия Δs_H и Δs_L выбираются исходя из
информации о корреляции соседних пиксе-
лей изображений [3].

Соотношения, которыми могут быть
представлены наблюдения изображений в
блочной форме, имеют вид:

$$\mathbf{x}_{k+1}^{p,q} = \mathbf{F}_k^{p,q} \mathbf{x}_k^{p,q} + \mathbf{u}_k^{p,q}, \quad \mathbf{x}_1^{p,q} \sim \mathbf{N}(\mathbf{x}_{10}^{p,q}, \tilde{\mathbf{x}}_{10}^{p,q}, \mathbf{P}_{10}^{p,q}), \quad (3)$$

$$\mathbf{y}_k^{p,q} = \mathbf{H}_k^{p,q} \mathbf{x}_k^{p,q} + \mathbf{v}_k^{p,q},$$

где $k = \overline{1, K}$; $p = \overline{1, N_1}$, $q = \overline{1, N_2}$ – индексы
блоков изображений; $\mathbf{x}_k^{p,q}$ – вектор, соответ-
ствующий блоку оцениваемого изображения
ВР (развёрнутому в вектор размерности s_{HE}^2);
 $\mathbf{F}_k^{p,q}$ – матрица размера $s_{HE}^2 \times s_{HE}^2$, моделирую-
щая смещения между блоками изображений
(так как смещения уже учитываются в (2), то
оператор $\mathbf{F}_k^{p,q} = \mathbf{I}$); $\tilde{\mathbf{x}}_{10}^{p,q}$ – априорная оценка
блока изображения ВР $\mathbf{x}_{10}^{p,q}$, а $\mathbf{P}_{10}^{p,q}$ – его ма-
трица ковариаций; $\mathbf{y}_k^{p,q}$ – вектор, соответ-
ствующий блоку оцениваемого изображения
НР (развёрнутому в вектор размерности s_{LE}^2);
 $\mathbf{H}_k^{p,q}$ – матрица линейного преобразования
 $s_{LE}^2 \times s_{HE}^2$, задаваемая в соответствии с (2); $\mathbf{u}_k^{p,q}$
и $\mathbf{v}_k^{p,q}$ – центрированные гауссовские векто-
ры с диагональными матрицами ковариаций
 $\mathbf{Q}_k = \sigma_Q^2 \mathbf{I}$ и $\mathbf{R}_k = \sigma_R^2 \mathbf{I}$ соответственно.

Для получения оценки блока изображе-
ния ВР $\tilde{\mathbf{x}}_{kk}^{p,q}$ при поступлении k -го изображе-
ния НР, используются следующие соотноше-
ния [3]:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q} &= \mathbf{F}_k^{p,q} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}, \quad \mathbf{P}_{k+1|k}^{p,q} = \mathbf{F}_k^{p,q} \mathbf{P}_{k|k}^{p,q} \mathbf{F}_k^{p,q T} + \mathbf{Q}_k, \\ \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q} &= \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p,q} + \mathbf{W}_k^{p,q} \left(\mathbf{y}_k^{p,q} - \mathbf{H}_k^{p,q} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p,q} \right), \\ \mathbf{P}_{k|k}^{p,q} &= \mathbf{P}_{k|k-1}^{p,q} - \mathbf{W}_k^{p,q} \mathbf{V}_k^{p,q T}, \\ \mathbf{W}_k^{p,q} &= \mathbf{V}_k^{p,q} \mathbf{U}_k^{p,q -1}, \quad \mathbf{V}_k^{p,q} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{p,q} \mathbf{H}_k^{p,q T}, \\ \mathbf{U}_k^{p,q} &= \mathbf{H}_k^{p,q} \mathbf{P}_{k|k-1}^{p,q} \mathbf{H}_k^{p,q T} + \mathbf{R}_k. \end{aligned} \quad (4)$$

Следует отметить, что результат работы алгоритма оптимальной линейной фильтрации напрямую зависит от значений параметров, определяющих используемые в (4) операторы. Поэтому, для повышения эффективности алгоритма построения СР, целесообразно рассмотреть подход, позволяющий оценивать данные параметры в процессе обработки изображений НР.

АДАПТИВНЫЙ АЛГОРИТМ ОПТИМАЛЬНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ

Предлагаемый подход на основе адаптивной оптимальной фильтрации предполагает включение вектора неизвестных постоянных параметров в модели наблюдений и состояний (3) и получение результирующей нелинейной оценки изображения ВР в соответствии с методом разделения (D.G. Lainiotis [5]). В этом случае оценка изображения на выходе алгоритма получается в результате интегрирования условных оценок, каждая из которых формируется линейным фильтром вида (4), настроенным на некоторое фиксированное возможное значение неизвестного параметра. В качестве весовых коэффициентов рассчитываются апостериорные вероятности каждого возможного значения неизвестного параметра. Подобным образом по единой схеме возможен учёт неопределенности относительно величин неизвестных параметров.

Модель формирования изображений (3), при такой постановке задачи, примет вид:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1}^{p,q} &= \mathbf{F}_k^{p,q}(\boldsymbol{\delta}) \mathbf{x}_k^{p,q} + \mathbf{u}_k^{p,q}, \\ \mathbf{y}_k^{p,q} &= \mathbf{H}_k^{p,q}(\boldsymbol{\delta}) \mathbf{x}_k^{p,q} + \mathbf{v}_k^{p,q}, \quad k = \overline{1, K}, \\ \mathbf{u}_k^{p,q} &\sim N(\mathbf{u}_k^{p,q}, \mathbf{0}, \mathbf{Q}_k(\boldsymbol{\delta})), \\ \mathbf{v}_k^{p,q} &\sim N(\mathbf{v}_k^{p,q}, \mathbf{0}, \mathbf{R}_k(\boldsymbol{\delta})), \end{aligned} \quad (5)$$

$$\mathbf{x}_1^{p,q} \sim N(\mathbf{x}_1^{p,q}, \tilde{\mathbf{x}}_{1|0}^{p,q}(\boldsymbol{\delta}), \mathbf{P}_{1|0}^{p,q}(\boldsymbol{\delta})),$$

где $\boldsymbol{\delta}$ – вектор неизвестных параметров, например, значения параметров функции рассеяния в (2), с априорным распределением $P(\boldsymbol{\delta})$.

Пусть, для определённости, значения компонентов вектора $\boldsymbol{\delta}$ распределены равномерно, тогда плотность распределения $P(\boldsymbol{\delta})$ задаётся следующим соотношением:

$$P(\boldsymbol{\delta}) = \begin{cases} \frac{1}{\lambda(\omega_\delta)}, & \boldsymbol{\delta} \in \omega_\delta, \\ 0, & \boldsymbol{\delta} \notin \omega_\delta, \end{cases} \quad (6)$$

где $\lambda(\omega_\delta) > 0$ – объём множества ω_δ в пространстве \mathbf{R}^D .

Тогда апостериорная плотность распределения и функционал правдоподобия $\boldsymbol{\delta}$ определяются следующими соотношениями:

$$P(\boldsymbol{\delta} | \mathbf{y}^k) = \frac{P(\mathbf{y}^k, \boldsymbol{\delta})}{P(\mathbf{y}^k)},$$

$$P(\mathbf{y}^k, \boldsymbol{\delta}) = P(\mathbf{y}^k | \boldsymbol{\delta}) P(\boldsymbol{\delta}), \quad (7)$$

$$P(\mathbf{y}^k) = \int P(\mathbf{y}^k | \boldsymbol{\delta}) P(\boldsymbol{\delta}) d\boldsymbol{\delta}, \quad k = \overline{1, K}.$$

Функция правдоподобия $P(\mathbf{y}^k | \boldsymbol{\delta})$ вычисляется на основе функции $e(\boldsymbol{\delta})$, имеющей смысл ошибки между блоками всех предшествующих изображений наблюдаемой последовательности НР \mathbf{y}^t , $t = \overline{1, k}$, и оценками блоков изображений ВР $\mathbf{x}_{t|t-1}(\boldsymbol{\delta})$, вычисленных с учётом значения вектора $\boldsymbol{\delta}$ и проецируемых на сетку НР соответствующих изображений НР (посредством матриц $\mathbf{H}_k^{p,q}(\boldsymbol{\delta})$). Пусть величины $e(\boldsymbol{\delta})$, полученные для различных блоков обрабатываемого изображения, независимы, тогда:

$$\begin{aligned} P(\mathbf{y}^k | \boldsymbol{\delta}) &= \\ &= \prod_{t=1}^k \prod_{p=1}^{N_1} \prod_{q=1}^{N_2} N(\mathbf{H}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta}) \mathbf{x}_{t|t-1}^{p,q}(\boldsymbol{\delta}), \mathbf{U}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta})) = \\ &= \left((2\pi)^{kN_1N_2S_{LE}^2} \prod_{t=1}^k \prod_{p=1}^{N_1} \prod_{q=1}^{N_2} |\mathbf{U}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta})| \right)^{-1/2} \times \end{aligned} \quad (8)$$

$$\times \exp \left\{ -\frac{1}{2} e(\boldsymbol{\delta}) \right\},$$

$$\mathbf{U}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta}) = \mathbf{H}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta}) \mathbf{P}_{t|t-1}^{p,q}(\boldsymbol{\delta}) \mathbf{H}_t^{p,q T}(\boldsymbol{\delta}) + \mathbf{R}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta}),$$

$$e(\delta) = \sum_{t=1}^k \sum_{p=1}^{N_1} \sum_{q=1}^{N_2} \left(\mathbf{y}_t^{p,q} - \mathbf{H}_t^{p,q}(\delta) \tilde{\mathbf{x}}_{t|t-1}^{p,q}(\delta) \right)^T \times \\ \times \mathbf{U}_t^{p,q-1}(\delta) \left(\mathbf{y}_t^{p,q} - \mathbf{H}_t^{p,q}(\delta) \tilde{\mathbf{x}}_{t|t-1}^{p,q}(\delta) \right).$$

Так как множество значений δ непрерывно, то величина $e(\delta)$ так же является непрерывной и для аппроксимации её множества значений, удобно использовать ряд Тейлора второго порядка:

$$e(\delta) = f_e + \mathbf{g}_e^T \delta + \frac{1}{2} \delta^T \mathbf{H}_e \delta, \quad (9)$$

в результате чего появляется возможность аналитически получить выражение для апостериорных вероятностных гипотез $P(\delta | \mathbf{y}^k)$ в следующей форме:

$$P(\delta | \mathbf{y}^k) = \left((2\pi)^{-D} \frac{1}{2} |\mathbf{H}_e| \right)^{1/2} \times \\ \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\mathbf{g}_e^T \delta + \frac{1}{2} \delta^T \mathbf{H}_e \delta + \frac{1}{2} \mathbf{g}_e^T \mathbf{H}_e^{-1} \mathbf{g}_e \right] \right\}. \quad (10)$$

Оптимальные результирующие оценки блоков изображения ВР находятся на основе усреднения условных оценок:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q} = \int \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}(\delta) P(\delta | \mathbf{y}^k) d\delta, \\ \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q} = \int \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q}(\delta) P(\delta | \mathbf{y}^k) d\delta. \quad (11)$$

Соответствующая матрица ковариаций определяется следующим соотношением:

$$\mathbf{P}_{k|k}^{p,q}(\mathbf{y}^k) = \int \mathbf{P}_{k|k}^{p,q}(\delta) P(\delta | \mathbf{y}^k) d\delta + \\ + \int \left(\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}(\delta) - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q} \right) \left(\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}(\delta) - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q} \right)^T \times \\ \times P(\delta | \mathbf{y}^k) d\delta, \quad (12)$$

то есть суммой, первый член которой получается в результате усреднения матриц ковариаций условных линейных оценок, проводимых для всех возможных значений вектора δ , а второй член характеризует среднеквадратичное отклонение оптимальной оценки $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}$ относительно условной оценки $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}(\delta)$.

ОПИСАНИЕ ЭКСПЕРИМЕНТА

На основе приведённых выше соотношений был реализован алгоритм адаптивной фильтрации для случая постоянных для всей последовательности изображений НР неизвестных параметров.

В приведённых выше соотношениях использовались гауссовские модели шумов и случайных полей, что на практике может не выполняться. В этом случае алгоритм вида (4) и условные линейные фильтры, использованные в адаптивном алгоритме, являются оптимальными в классе линейных [4]. При этом для адаптивного алгоритма соотношения для апостериорных вероятностей условных оценок при негауссовском характере шумов являются приближенными. Поэтому экспериментальные исследования алгоритмов проводились как на основе тестовых моделей случайных полей (СП), так и для реальных изображений.

В первом случае в ходе вычислительного эксперимента проводилось $T = 2000$ испытаний, в каждом из которых генерировалась реализация однородного случайного поля (СП) ($L_1 = L_2 = 90$) со средним значением $m = 0$, дисперсией $\sigma^2 = 1$ и корреляционной функцией вида [7]

$$R(x_0, y_0, x, y) = \\ = \exp \left(-\alpha \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \right). \quad (13)$$

На основе такой реализации СП, как аналога изображения с ВР, производилось $K = 9$ изображений с разрешением, пониженным в 3 раза ($M_1 = M_2 = 30$), смещенных друг относительно друга на доли пикселя НР. Параметры блоков изображений с учетом и без учета расширения [3]: $s_L = 3$, $s_{LE} = 5$, $s_H = 9$, $s_{HE} = 19$, $N_1 = N_2 = 10$. Для генерации серии изображений НР использовались значения параметров функции рассеяния $\sigma_B^2 = 0.7$ и корреляционной функции $\alpha = 0.1$. Дисперсии шумов задавались равными: $\sigma_R^2 = 0.1$, $\sigma_Q^2 = 0.01$. Адаптация в данном случае осуществлялась по отношению к параметру рассеяния, задаваемого интервалом $[0.3, 1]$. Для проведения вычислений в соответствии с (11), использовалось разложение в ряд Тейлора для $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}$.

На рис. 1 показаны элементы средней строки матрицы ковариаций ошибки оценивания адаптивного фильтра в сравнении с их теоретическими зависимостями.

Совпадение значений элементов матриц ковариаций, вычисленных экспериментально

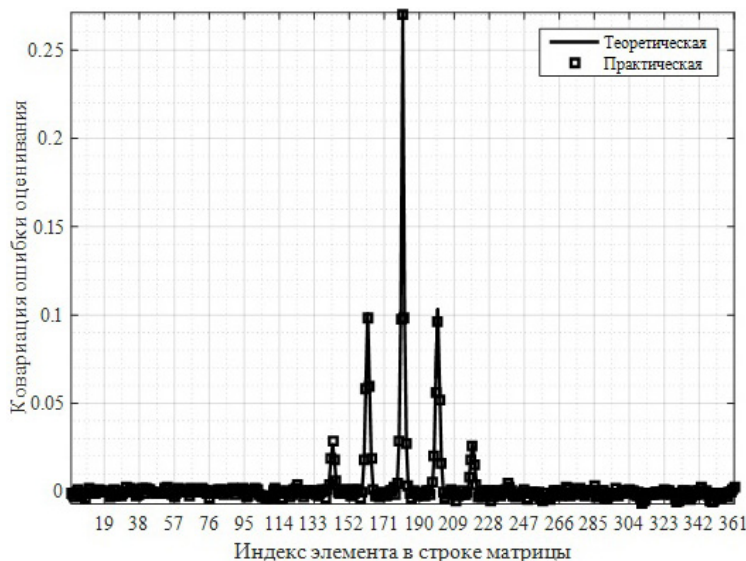


Рис. 1. Экспериментальные оценки строк матриц ковариаций ошибки восстановления фрагмента случайного поля в сравнении с их теоретическими зависимостями

и теоретически, подтверждает адекватность предложенного алгоритма адаптивной фильтрации.

При обработке реальных снимков использовалась серия изображений предварительно сегментированной надписи, размещенной на стене здания. Надпись принципиально неразличима в каждом из исходных изображений, отснятых с небольшим смещением за счёт поворота камеры относительно сцены в процессе съёмки. Для задания начального значения ковариационной матрицы $\mathbf{P}_{10}^{p,q} = \mathbf{P}_{10}$ $p = 1, 3$, $q = 1, 2, 3$, идентичной для всех блоков, использовалась корреляционная функция (13) и априорная дисперсия ошибки оценивания $\sigma^2 = 1/12$. Дисперсии шумов задавались равными: $\sigma_R^2 = 64 \times 10^{-4}$, $\sigma_Q^2 = 25 \times 10^{-4}$, яркость изображений приводилась к интервалу $[0, 1]$. Размер блоков НР и ВР составлял 9×69 и 36×279 пикселей соответственно (осуществлялось четырехкратное повышение разрешения).

На рис. 2,А показано изображение ВР (которое использовалось в качестве начальной оценки) полученное за счет усреднения изображений НР следующим образом:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{10}^{p,q} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{S}_{Hk}^{p,q-1} \mathbf{H}_k^{p,qT} \mathbf{y}_k^{p,q},$$

$$p = 1, 3, \quad q = 1, 2, 3, \quad (14)$$

где $\mathbf{S}_{Hk}^{p,q}$ – диагональная матрица, элементы которой являются суммами столбцов $\mathbf{H}_k^{p,q}$,

заданной в соответствии с (2), смещения между изображениями задавались аффинными преобразованиями, параметры которых оценивались стандартным алгоритмом [6].

На рис. 2,Б показано изображение ВР, полученное за счет оптимальной фильтрации без использования адаптации. На рис. 2,В показано изображение ВР, полученное в результате адаптивного фильтра, реализованного для оценки параметров функции рассеяния $\sigma_B^2 \in [0.375, 0.625]$ при $\alpha = 0.1$. Рис. 2,Г показывает результат обработки фильтра, в котором адаптация осуществляется ещё и по отношению к параметру корреляционной функции $\alpha \in [0.07, 0.4]$.

Визуальный анализ рис. 2 позволяет увидеть улучшение различимости структурных элементов надписи по мере увеличения числа параметров, учитываемых адаптивным фильтром.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе проведен синтез и анализ оптимального нелинейного фильтра, способного проводить оценку изображений ВР по совокупности наблюдений НР при наличии неизвестных постоянных параметров наблюдения. Показана работа фильтра в условиях адаптации по отношению к значениям параметров функции рассеяния датчика и корреляционной функции элементов изображения.

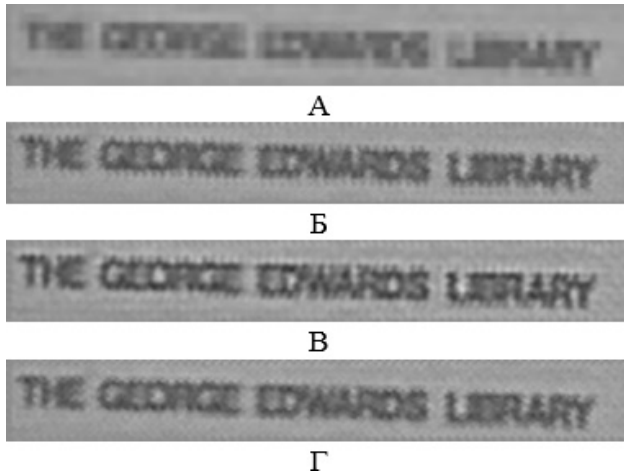


Рис. 2. Повышение разрешения при обработке последовательности кадров (А – усредненное изображение (начальная оценка), Б – результат фильтрации без адаптации, В – результат работы адаптивного фильтра с оценкой параметра функции рассеяния, Г – результат работы адаптивного фильтра с оценкой параметров функций корреляции и рассеяния)

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Elad M. Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and under-sampled measured images / M. Elad, A. Feuer // IEEE Trans. Image Processing. – 1997. – № 12, V. 6. – P. 1646–1658.

Иванков А. Ю. – ассистент кафедры технологий обработки и защиты информации, факультет компьютерных наук, Воронежский государственный университет.
E-mail: ivankov@sc.vsu.ru

2. Pickup L. C. Machine Learning in Multi-frame Image Super-resolution. – Michaelmas Term, 2007. – 209 p.

3. Иванков А. Ю. Блочные алгоритмы обработки изображений на основе фильтра Калмана в задаче построения сверхразрешения / А. Ю. Иванков, А. А. Сирота // Компьютерная оптика. – 2014. – № 1, Т. 38. – С. 118–125.

4. Кирсанов Э. А. Обработка информации в пространственно-распределенных системах радиомониторинга: статистический и нейросетевой подходы / Э. А. Кирсанов, А. А. Сирота. – М. : Физматлит, 2012. – 343 с.

5. Lainiotis D. G. On joint detection, estimation and system identification: Discrete data case / D. G. Lainiotis, S. K. Park // Int. J. Control. – 1973. – № 3, V. 17. – P. 609–633.

6. Ташлинский А. Г. Оценивание параметров пространственных деформаций последовательностей изображений. – Ульяновск : УлГТУ, 2000. – 132 с.

7. Алгазинов Э. К. Анализ и компьютерное моделирование информационных процессов и систем / Э. К. Алгазинов, А. А. Сирота. – М. : Диалог-МИФИ, 2009. – 416 с.

Ivankov A. Y. – VSU information processing and security technologies department assistant.
E-mail: ivankov@cs.vsu.ru