

УДК 004.932.2

БЫСТРОДЕЙСТВУЮЩИЕ АЛГОРИТМЫ ПОСТРОЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПОВЫШЕННОЙ ЧАСТОТОЙ ДИСКРЕТИЗАЦИИ

В. А. Иванов, В. С. Киричук, В. П. Косых,
В. А. Куликов, К. Ю. Черенкова

*Институт автоматизации и электрометрии СО РАН,
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1
E-mail: vaivanov@iae.nsk.su*

Предлагается ряд модификаций алгоритма построения изображений с повышенной частотой дискретизации, многократно уменьшающих вычислительные затраты и практически не снижающих качества результата. Программная реализация предлагаемых изменений алгоритма позволяет использовать его в системах видеонаблюдения для формирования фрагментов изображения высокого качества в реальном времени.

Ключевые слова: повышение частоты дискретизации, видеопоследовательность, рекурсивный алгоритм.

Введение. В работе [1] рассмотрен алгоритм повышения частоты дискретизации изображений посредством обработки последовательности изображений, отличающихся сдвигом, основанный на методе оптимального линейного прогноза (ОЛП). Трудности применения этого алгоритма в системах реального времени связаны с необходимостью обращения матриц большого размера и реализацией линейной фильтрации фильтрами большого размера при поступлении каждого нового изображения. Для систем реального времени основным требованием является минимальная вычислительная сложность либо без снижения эффективности обработки, либо с контролируемым снижением эффективности. В данной работе рассматриваются пути уменьшения вычислительной сложности алгоритмов как за счет использования рекурсивных процедур, так и за счет разумного использования поступающих данных.

Постановка задачи. На вход системы обработки поступает последовательность дискретизованных изображений статической сцены, отличающихся друг от друга только координатным сдвигом. Необходимо по предыдущим M кадрам последовательности восстановить изображение на подробной решетке с шагом $1/k$. При этом считается, что за время M кадров сцена практически стационарна. Время восстановления не может быть больше длительности кадра (система реального времени). Как показано в [1], для получения изображения повышенного разрешения необходимо построить k^2 фильтров

$$\mathbf{f}_{pq} = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{v}_{pq}, \quad p, q = \overline{1, k}, \quad (1)$$

где \mathbf{K} — автокорреляционная матрица размера $MP \times MP$ отсчетов изображений $d_m(x_i, y_j)$, \mathbf{v}_{pq} — кросскорреляционный вектор размера $MP \times 1$ отсчетов $d_m(x_i, y_j)$ и отсчета восстанавливаемого изображения ($m = \overline{1, M}$, $i = \overline{1, N_x}$, $j = \overline{1, N_y}$, $N_x \times N_y$ — размер изображений последовательности, P — количество точек кадра, используемых для восстановления). Значение восстановленного изображения в узле с дробными координатами $((p-1)/k, (q-1)/k)$ вычисляется как $d(p, q) = \mathbf{f}_{pq}^T \mathbf{d}$, где вектор \mathbf{d} составлен из отсчетов исходных изображений в окрестности восстанавливаемого узла.

Рекурсивный алгоритм обращения матриц. В процессе получения первых M изображений выполняется поиск дробных смещений относительно выбранного опорного кадра [2], формирование автокорреляционной матрицы \mathbf{K} и вычисление матрицы \mathbf{K}^{-1} . Восстановление изображения повышенного разрешения не проводится. При поступлении $M+1$ -го изображения осуществляется обработка M кадров со 2-го до $M+1$ -го и проводится восстановление изображения повышенного разрешения. Затем обработке подвергаются кадры $3 \dots M+2$ и т. д. При этом для обращения автокорреляционной матрицы кадров с $t+1$ до $t+M$, $t = 1, 2, \dots$, используется рекурсивная процедура, основанная на знании матриц \mathbf{K} и \mathbf{K}^{-1} , вычисленных на предыдущем t -м шаге.

Представим матрицу $\mathbf{K}^{(m)}$ в блочном виде:

$$\mathbf{K}^{(m)} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{11} & \mathbf{K}_{12} \\ \mathbf{K}_{12}^T & \mathbf{K}_{22} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где \mathbf{K}_{11} — автокорреляционная матрица отсчетов m -го кадра размера $P \times P$; \mathbf{K}_{12} — матрица размера $P \times (M-1)P$, отвечающая за корреляционные связи отсчетов m -го кадра с отсчетами кадров $(m+1) \dots (m+M-1)$; \mathbf{K}_{22} — автокорреляционная матрица отсчетов кадров $(m+1) \dots (m+M-1)$ размера $(M-1)P \times (M-1)P$.

Обратную ей матрицу \mathbf{B} тоже представим в виде блоков такого же размера:

$$\mathbf{B} = \mathbf{K}^{(m)-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{11} & \mathbf{K}_{12} \\ \mathbf{K}_{12}^T & \mathbf{K}_{22} \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{11} & \mathbf{B}_{12} \\ \mathbf{B}_{12}^T & \mathbf{B}_{22} \end{bmatrix}.$$

На $m+1$ -м шаге формируется матрица $\mathbf{K}^{(m+1)}$ посредством сдвига всех блоков матрицы $\mathbf{K}^{(m)}$ влево вверх на один блок и заменой последних блока-столбца и блока-строки матрицами, отвечающими за корреляционные связи между кадрами $(m+1) \dots (m+M-1)$ и кадром $(m+M)$:

$$\mathbf{K}^{(m+1)} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{11} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{12}^T & \mathbf{R}_{22} \end{bmatrix},$$

где $\mathbf{R}_{11} = \mathbf{K}_{22}$, а матрицы \mathbf{R}_{12} и \mathbf{R}_{22} имеют размер $(M-1)P \times P$ и $P \times P$ соответственно. Учитывая такую структуру матриц, можно показать, что

$$\mathbf{K}^{(m+1)-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{22}^{-1} + \mathbf{W}\mathbf{E}^{-1}\mathbf{W}^T & \mathbf{W}\mathbf{E}^{-1} \\ -\mathbf{E}^{-1}\mathbf{W}^T & \mathbf{E}^{-1} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

где

$$\mathbf{E} = \mathbf{R}_{22} - \mathbf{R}_{12}^T \mathbf{K}_{22}^{-1} \mathbf{R}_{12}, \quad \mathbf{W} = \mathbf{K}_{22}^{-1} \mathbf{R}_{12}, \quad \mathbf{K}_{22}^{-1} = \mathbf{B}_{22} - \mathbf{B}_{12}^T \mathbf{B}_{11}^{-1} \mathbf{B}_{12}$$

(см., например, [3], с. 31–32).

Таким образом, вместо обращения матрицы $\mathbf{K}^{(m+1)}$ размера $MP \times MP$ рекурсивная процедура требует обращения матриц \mathbf{B}_{11} и \mathbf{E} существенно меньшего размера ($P \times P$).

Выбор размеров фильтра. Обработка многочисленных модельных и реальных последовательностей изображений при изменении количества совместно обрабатываемых кадров M от 9 до 30 с целью трехкратного увеличения частоты дискретизации ($k = 3$, $P = 4$) показала, что:

1) число значимых коэффициентов фильтра f_{pq} (значения которых превышают величину $\gamma = 0,01$) колеблется в диапазоне от 2 до 6 при размере фильтра от 36 до 120 коэффициентов;

2) сумма значимых коэффициентов близка к единице (колеблется в диапазоне от 0,99 до 1,00); заметим, что для сохранения постоянной составляющей в восстанавливаемом изображении сумма всех коэффициентов фильтра должна быть равна единице;

3) для отсчетов, отстоящих более чем на $1/2$ шага дискретизации от восстанавливаемой точки, коэффициенты фильтра практически равны нулю ($< \gamma$).

Это показывает, что алгоритм нерационально использует исходные данные: решается система из MP уравнений, после чего из найденных MP значений фильтра продуктивно используется только $\sim 6\%$. Такая ситуация приводит к необоснованной вычислительной трудоемкости алгоритма. Кроме того, поскольку обрабатываемые автокорреляционные матрицы содержат случайные компоненты, увеличение размера матриц может привести к потере точности. Поэтому необходима разработка алгоритма отбора значимых отсчетов в последовательности изображений, обеспечивающих минимальное снижение эффективности. Рассматривались следующие подходы.

Ограничение по расстоянию. Для каждого узла подробной решетки анализируются расстояния до точек изображений, участвующих в восстановлении. Координаты узлов подробной решетки имеют вид $x = i + (p - 1)/k$, $y = j + (q - 1)/k$. Для каждого изображения, участвующего в процедуре восстановления, находится покрывающая этот узел ячейка с координатами $x_m = i_m + \varepsilon_m$, $y_m = j_m + \delta_m$, где $(\varepsilon_m, \delta_m)$ — смещение m -го изображения относительно опорного, а (x_m, y_m) удовлетворяют условиям $x_m \leq x < x_m + 1$, $y_m \leq y < y_m + 1$. Рассчитывается расстояние от точки (x, y) до четырех вершин этой ячейки, и если оно меньше заданной величины ρ , то узел принимает участие в восстановлении отсчета подробной решетки и соответственно в формировании фильтра. Изменяя ρ , можно исключать из процедуры восстановления те точки, веса которых в фильтре заведомо примут близкие к нулю значения, сокращая тем самым размер фильтра и необходимые вычислительные затраты.

Включение в окрестность, используемую для восстановления только одной точки из каждого кадра. В отличие от предыдущего варианта здесь в каждом исходном кадре из четырех вершин ячейки, покрывающей точку (x, y) , выбирается ближайшая к этой точке. По сравнению с базовым алгоритмом [1] это приводит к четырехкратному сокращению размера фильтра и примерно к такому же ускорению непосредственно фильтрации.

Рекурсивное оценивание смещений. Дополнительное сокращение вычислений достигается посредством оценивания смещения только вновь поступившего изображения относительно текущего опорного, все остальные определяются простым пересчетом (верхний индекс, как и в рекурсивном алгоритме обращения матриц, соответствует номеру первого кадра последовательности, обрабатываемой на текущем шаге, нижний — номеру кадра в последовательности):

$$\varepsilon_0^{(m+1)} = 0, \quad \delta_0^{(m+1)} = 0,$$

$$\varepsilon_k^{(m+1)} = \varepsilon_{k+1}^{(m)} - \varepsilon_k^{(m)}, \quad \delta_k^{(m+1)} = \delta_{k+1}^{(m)} - \delta_k^{(m)}, \quad k = \overline{1, M-2},$$

где $\varepsilon_{M-1}^{(m+1)}$ и $\delta_{M-1}^{(m+1)}$ — смещения кадра $m + M$ (оцениваются относительно кадра $m + 1$.)

Вычислительный эксперимент. Для оценивания вычислительной сложности и определения относительной эффективности описанных выше алгоритмов из изображения высокого разрешения формировалась последовательность смещенных относительно друг

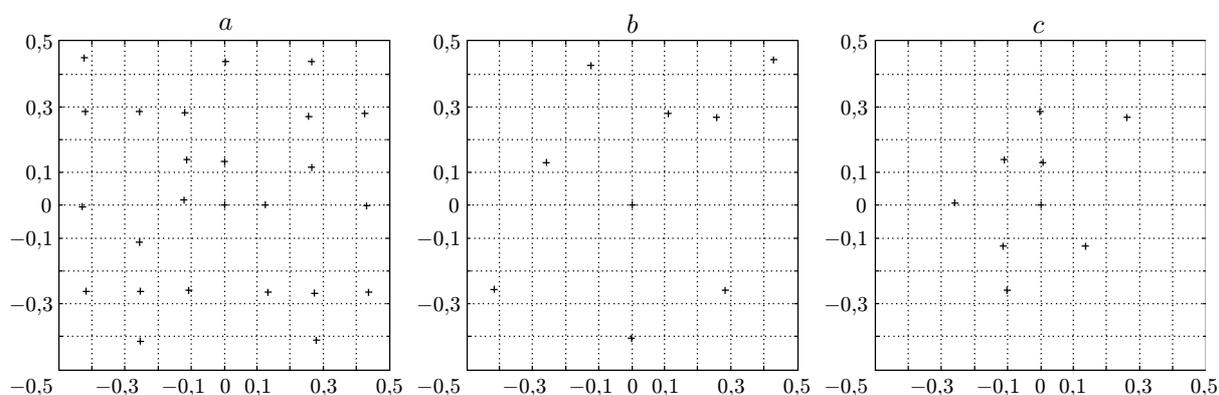
друга изображений с низкой частотой дискретизации. Методика формирования «недодискретизированных» изображений представлена в [1]. Вычисления выполнялись на персональном компьютере Notebook Intel Core2, 2,4 ГГц, оперативная память 2 Гбайта.

Восстановление выполнялось посредством применения алгоритма, описанного в [1], а также его модификаций, состоящих в рекурсивном обращении автокорреляционных матриц, уменьшении количества используемых для восстановления отсчетов (из каждого изображения выбирался только ближайший отсчет), рекурсивном пересчете смещений. При реализации неоптимизированного алгоритма собственно фильтрация потребовала примерно 75 % затрат, расчет фильтра и обращение матриц ~ 20 %, оценивание смещений ~ 5 % при общем времени обработки ~ 750 мс (для восстановления по 25 кадрам и размере кадров 128×128 отсчетов). Использование ускоренных алгоритмов (уменьшение количества отсчетов в каждом кадре до одного, рекурсивное обращение матриц и рекурсивный пересчет смещений) позволило сократить общее время обработки до 30 мс, т. е. в 25 раз. Время обработки последовательности из 9 кадров составило ~ 19 мс. Полученные результаты показывают, что предложенные меры увеличения вычислительной эффективности алгоритма обеспечивают построение изображения повышенного разрешения в реальном времени.

Помимо оценивания эффективности следовало проверить, насколько существенное влияние на качество восстановления оказывает уменьшение количества отсчетов, используемых для вычисления восстанавливаемого отсчета. Здесь так же, как и в [1], критерием качества служила величина

$$S = \frac{\sigma(I_{\text{enh}} - I_{\text{ref}})}{\sigma(I_{\text{ref}})},$$

где $\sigma(\cdot)$ — среднеквадратичное отклонение изображения (\cdot); I_{ref} — эталонное изображение с высокой частотой дискретизации; I_{enh} — изображение с той же частотой дискретизации, построенное по серии недодискретизированных изображений. В качестве пробного изображения использовался фрагмент телевизионной таблицы, содержащий резкие перепады яркости и периодические структуры, чувствительные к недостаточной частоте дискретизации. Серия исходных изображений состояла из 25 и 9 кадров, причем их относительные смещения распределялись по обеим координатам случайным образом, как показано на рисунке. В таблице приведены значения критерия S для различных взаимных смещений (M — ко-



Различные варианты взаимных смещений в серии исходных кадров: a — 25 кадров, равномерно размещенные в пределах шага дискретизации; b — 9 кадров, равномерно размещенные в пределах шага дискретизации; c — 9 кадров, равномерно размещенные в пределах $(-0,3 \dots 0,3)$ шага дискретизации

M	npt	$\sigma_n/\sigma_I = 0$	$\sigma_n/\sigma_I = 0,1$
25 (рисунок, <i>a</i>)	4	0,018	0,065
25 (рисунок, <i>a</i>)	1	0,019	0,068
9 (рисунок, <i>b</i>)	4	0,020	0,074
9 (рисунок, <i>b</i>)	1	0,035	0,075
9 (рисунок, <i>c</i>)	4	0,035	0,090
9 (рисунок, <i>c</i>)	1	0,061	0,102

личество изображений), различного количества используемых отсчетов (npt) и различных отношений шум/сигнал (σ_n/σ_I).

Анализ данных, приведенных в таблице, показывает, что при использовании числа кадров, заметно превышающего кратность увеличения частоты дискретизации k^2 , переход от четырех отсчетов к одному не сказывается на качестве результата (две первые строки таблицы). Когда число исходных изображений сравнимо с величиной k^2 , но изображения размещены равномерно в пределах шага дискретизации, переход к единственному отсчету в кадре при низком уровне шума приводит к незначительному ухудшению результата (третья и четвертая строки таблицы). Если же изображения сгруппированы в зоне, размеры которой заметно меньше шага дискретизации, качество результата заметно ухудшается, но только при очень малом уровне шума. Так, уже при 10 %-ном уровне шума его доля в ухудшении качества составляет ~ 40 % против ~ 10 %, обусловленных неудачным взаимным положением изображений.

Заключение. Предложенные в данной работе способы ускорения алгоритма построения изображения повышенного разрешения привели к сокращению времени обработки примерно в 25 раз при незначительном ухудшении качества результата, что позволяет использовать их в системах реального времени.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Иванов В. А., Киричук В. С., Косых В. П. Формирование изображения повышенного разрешения по серии взаимно смещенных изображений посредством оптимального линейного прогноза // Автометрия. 2009. 45, № 2. С. 3–13.
2. Иванов В. А., Киричук В. С., Косых В. П. Оценивание субпиксельного сдвига дискретных изображений // Автометрия. 2007. 43, № 3. С. 15–30.
3. Хорн Р., Джонсон Ч. Матричный анализ. М.: Мир, 1989. 655 с.

Поступила в редакцию 17 июля 2009 г.