

## ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

УДК 681.51..621.372.54

### РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ РОБАСТНЫХ АЛГОРИТМОВ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ ОЦЕНИВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ КАДРОВ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ

© 2007 г. Ю. В. Слынько, В. Н. Лагуткин, А. П. Лукьянов

Поступила в редакцию 01.12.2005 г.

Рассмотрена задача оценивания параметров геометрических преобразований кадров в видеопоследовательности. Для ее решения использована комбинация трех основных подходов: методов оптического потока, выделения характерных точек и прямых корреляционных методов. Применен метод детального анализа поведения функции корреляции для обеспечения устойчивой работы представленных алгоритмов в реальном времени на современных, даже неспециализированных, вычислительных средствах для большого разнообразия условий съемки.

#### ВВЕДЕНИЕ

Одной из базовых проблем в обработке видеопоследовательностей является задача определения параметров геометрических преобразований кадров. К решению этой задачи сводятся такие задачи, как стабилизация изображений, сопровождающие движущихся объектов и оценка параметров их движения, создание мозаики.

Более того, многие алгоритмы обработки изображений, такие как выделение переднего плана, распознавание образов требуют предварительной стабилизации изображений.

Существуют различные методы оценки параметров деформации кадра: на основе оптического потока внутри кадра [1] (т.е. на основе векторов сдвига каждого пикселя изображения), на основе выделения характерных точек изображения [2, 3] (т.е. за счет выделения характерных особенностей на изображении и нахождения соответствия между ними на последовательных кадрах), на основе непосредственного использования яркости точек входного изображения [4].

Однако эти алгоритмы не рассчитаны на работу в реальном времени для крупных кадров и/или на неспециализированных вычислительных средствах. Они работают устойчиво, если входные изображения удовлетворяют выбранной математической модели, и часто становятся неустойчивыми при изменении этой модели или несоответствии ей входных изображений.

В данной работе рассматриваются алгоритмы определения геометрических преобразований кадров, удовлетворяющие следующим условиям:

а) алгоритмы должны работать устойчиво с видеопоследовательностями различного типа, включая снятые в сложных условиях и имеющие низкое качество, т.е. обладать робастностью.

б) данные алгоритмы должны обеспечивать обработку видеопотоков в реальном времени на современных неспециализированных вычислительных средствах.

Рассмотрены как общие методы увеличения надежности и точности алгоритмов, так и их применение на примере алгоритмов, представляющих собой синтез трех существующих подходов.

#### 1. МОДЕЛЬ ИСКАЖЕНИЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассматриваемая задача формулируется следующим образом. Для каждого кадра видеопоследовательности необходимо оценить его геометрическую трансформацию относительно предыдущего, полагая при этом, что кадры являются изображением одного и того же стационарного фона. Под геометрической трансформацией можно подразумевать произвольное непрерывно дифференцируемое взаимнооднозначное преобразование координат. Наиболее употребительными являются следующие трансформации:

аффинное преобразование:

$$\begin{pmatrix} x(t+1) \\ y(t+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_0 & a_1 \\ a_2 & a_3 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_4 \\ a_5 \end{pmatrix}, \quad (1)$$

$$\begin{aligned} & \text{проективное} \\ & \begin{pmatrix} x(t+1) \\ y(t+1) \end{pmatrix} = \\ & \frac{1}{a_6 x(t) + a_7 y(t)} \begin{pmatrix} a_0 & a_1 \\ a_2 & a_3 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_4 \\ a_5 \end{pmatrix}, \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} & \text{квадратичное} \\ & \begin{pmatrix} x(t+1) \\ y(t+1) \end{pmatrix} = \\ & \begin{pmatrix} a_0 + a_1 x(t) + a_2 y(t) + a_6 x(t)^2 + a_7 x(t)y(t) \\ a_3 + a_4 x(t) + a_5 y(t) + a_6 x(t)y(t) + a_7 y(t)^2 \end{pmatrix}, \end{aligned} \quad (3)$$

где  $(x(t), y(t))$  - координаты точки фона на кадре.  $(x(t+1), y(t+1))$  - координаты этой же точки фона на следующем кадре,  $a_i$  - параметры геометрических искажений, которые и надо определить.

Особенностью задачи является то, что при работе с реальными изображениями возникают различные отклонения от идеальной математической модели: смазы, нелинейные искажения в оптике камеры, потеря информации при кодировании видеопоследовательности и ряд других.

Алгоритм определения преобразования одного кадра относительно другого всегда можно свести к следующей задаче оптимизации:

$$\hat{Q} = \arg \min_Q X(\|F(t-1)_{ij}\|, \|T_Q(F(t))_{ij}\|), \quad (4)$$

где  $\hat{Q}$  - оценка вектора параметров межкадрового преобразования изображения,  $Q=(a_1, a_2 \dots)$ ,  $X$  — функция "непохожести", которая должна быть тем меньше, чем сильнее совпадают ее первый и второй аргументы,  $F(t)_{ij}$  - кадр, относящийся к моменту времени  $t$ ,  $T_Q$  - преобразование кадра с заданным вектором параметров преобразования.

Для достижения требуемых качеств: надежности и скорости необходимо, во-первых, минимизировать функцию  $X(F_1, F_2)$  и, во-вторых, оценить ее поведение, которое характеризует качество принятия решения. Это особенно важно, если функция  $X(F_1, F_2)$  вычисляется за несколько шагов. Под качеством принятия решения в зависимости от ситуации можно подразумевать разные параметры. Например, для метода определения с использованием оптического потока этим качеством может быть точность оценки вектора оптического потока в пикселе, для характерных точек - точность определения их координат и т.д.

Информация о поведении функции  $X(F_1, F_2)$  позволяет достичь следующих желаемых результатов:

а) ограничить объем вычислений без потери качества и надежности. Зная ошибку определения искомых параметров, можно прервать вычисления тогда, когда эта ошибка станет приемлемой;

б) повысить точность за счет взвешенного использования информации от различных точек. В предельном случае можно исключить использование заведомо ошибочной информации. Часто на кадре присутствуют участки или объекты, которые лишь вносят дополнительную ошибку (шумовую составляющую) в вычисляемые величины.

в) прогнозировать ситуации, в которых точное определение сдвига затруднено или даже невозможно. В таких случаях можно либо ввести регуляризацию решения и делать приближенную разумную оценку, либо вовсе исключить проблемный кадр из обработки.

Это позволяет существенно повысить точность, а главное, надежность алгоритмов и одновременно снизить вычислительные затраты, что увеличивает скорость работы алгоритма.

Базовым алгоритмом, рассмотренным в данной работе, является алгоритм, использующий яркости точек входного изображения. Однако последовательное применение вышеизложенных принципов приводит к созданию алгоритма, представляющего собой синтез трех основных подходов.

Здесь под функцией  $X(F_1, F_2)$  подразумевается функция среднеквадратичной невязки или какие-либо ее обобщения. Данная функция достаточно быстро вычисляется, а при необходимости вычисления можно проводить параллельно на современных векторных процессорах. В качестве функции  $T_Q(F)$  выбрана комбинация линейных функций целочисленного сдвига. Ее вычисление занимает малое время по сравнению с остальными вычислениями.

## 2. МЕТОД КОРРЕЛЯЦИИ

В простейшем случае функция  $X(F_1, F_2)$  может быть представлена в виде

$$\begin{aligned} & X(F(t-1), T_Q(F(t))) = \\ & \frac{1}{S(M)} \sum_{(i,j) \in M(dx, dy)} (F(t-1)_{ij} - F(t)_{i+dx, j+dy})^2, \end{aligned} \quad (5)$$

а само преобразование - в виде

$$\hat{Q} = (d\hat{x}, d\hat{y}) = \arg \min_{(dx, dy) \in D} X(F(t-1), T_Q(F(t))), \quad (6)$$

где  $\hat{Q} = (d\hat{x}, d\hat{y})$  - сдвиги вдоль обеих осей,  $D$  - область возможных сдвигов, по которой проводится поиск.  $M(dx, dy)$  - область, по которой проводится вычисление невязки между кадрами (например, область, для которой точки  $(i, j)$  и  $(i+dx, j+dy)$  принадлежат  $F(t-1)$  и  $F(t)$  соответственно, т.е. область пересечения кадров),  $S(M)$  - площадь области  $M$  (число точек).

Такую функцию  $X_{(F_1, F_2)}$  будем называть функцией корреляции двух кадров. Она зависит от двух аргументов:  $(dx, dy)$ , представляющих собой сдвиги по каждой из осей. В дальнейшем будем обозначать ее  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$ .

Существенной особенностью указанного метода является многомодальность функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$ . Для нахождения сдвига нельзя использовать методы спуска - необходим перебор всех возможных вариантов. За счет большой скорости вычисления функции корреляции способ перебора не приводит к снижению скорости алгоритма, однако сильно повышает надежность определения сдвига.

Метод корреляции для всего кадра слишком трудоемок (см. результаты разд. 7).

В предлагаемом алгоритме для уменьшения вычислительных затрат используются следующие методы:

- 1) метод сжатия кадра;
- 2) метод выделения некоторой области в кадре;
- 3) метод уменьшения области возможных сдвигов.

При этом в соответствии с принципами, изложенными в предыдущем разделе, контролируется качество оценок на каждом шаге и проводится столько вычислений, сколько необходимо для достижения приемлемого качества.

### 3. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ТОЧНОСТИ ПРОВЕДЕННОЙ ОЦЕНКИ

Для того чтобы реализовать принципы, изложенные в разд. 1. необходим способ оценки качества принимаемого решения.

Предлагается следующая схема. Пусть вычислены значения функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$  в некоторой области  $D$ . Искомые параметры соответствуют минимуму функции, поэтому для оценки их качества необходимо исследовать поведение функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$  в районе ее минимума.

Будем предполагать, что шум в пикселях нормальный некоррелированный, при этом значения функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$  имеют  $\chi^2$ -распределение, а ее значение в минимуме будем считать математическим ожиданием.

Тогда дисперсия шума в отдельных пикселях равна

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{X_m}{N_p}}, \tag{7}$$

где  $X_m$  - значение функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$  в минимуме,  $N_p$  - число точек в области  $M(dx, dy)$ , соответствующей минимуму.

Математическое ожидание и дисперсия значений функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$  определяются соотношениями

$$m_i = \frac{X_m}{N_p} \cdot N_i, \quad \sigma_i = \frac{X_m}{N_p} \cdot \sqrt{2N_i} \tag{8}$$

$m_i$  - математическое ожидание,  $\sigma_i$  - дисперсия,  $N_i$  - количество точек в области  $M(dx_i, dy_i)$ , по которой подсчитана функция  $X_{(F_1, F_2)}(dx_i, dy_i)$ .

Доверительная область, в которой могут лежать значения функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx_i, dy_i)$ , обусловленные шумом, определяется следующим выражением:

$$\tilde{D} = \{dx_i, dy_i : X_{(F_1, F_2)}(dx_i, dy_i) < m_i + B \cdot \sigma_i\}, \tag{9}$$

где  $B$  - порог, определяющий доверительную вероятность ошибки.

Таким образом, для точки минимума функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx_i, dy_i)$  мы получили область, в которой с заданной вероятностью находится истинное решение. Эта область достаточно полно характеризует качество определения сдвига.

Однако такая оценка является существенно нелинейной и не всегда удобной для анализа. Ее можно заменить более простой оценкой, ограничившись вторыми моментами распределения, т.е. использовать гауссовскую модель ошибок с ковариационной матрицей оценивания искомой величины (в данном случае - сдвига). Обратная ковариационная матрица ошибок оценивания сдвигов:

$$C^{-1} = \begin{vmatrix} A & B \\ B & E \end{vmatrix} \tag{10}$$

имеет размерность  $2 \times 2$ , а ее элементы представляют собой оценки параметров эллипса, аппроксимирующего область  $D$  методом наименьших квадратов в виде

$$A(x-x_m)^2 + 2B(x-x_m)(y-y_m) + E(y-y_m)^2 = 0, \tag{11}$$

где  $(x_m, y_m)$ -точка минимума функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$ .

#### 4. МЕТОД ПОИСКА СДВИГА ПО СЖАТЫМ КАДРАМ

Для обеспечения надежной работы алгоритма необходимо определять сдвиг по всему кадру. Однако обработка всего кадра корреляционным методом требует колоссальных вычислений. Для обеспечения приемлемой скорости можно определять сдвиг по сжатым кадрам (т.е. кадрам огрубленного масштаба, содержащим меньшее число точек).

При этом можно последовательно уточнять сдвиг по кадрам более мелкого масштаба, т.е. путем последовательного сжатия исходного кадра в два раза получить несколько кадров различных масштабов, затем определить сдвиг сначала для самого крупного масштаба, последовательно уточняя его на кадрах более мелкого масштаба. В данной работе кадр, сжатый в  $2^p$  раз, будем обозначать  $F^p$ .

Процедура вычисления сдвига кадров.

1. Для первого шага выбирается область  $D_1$ , как прямоугольник заданных размеров (сдвиги в пол кадра определяются достаточно точно). Внутри этой области рассчитывается функция  $X_{(F_1^p F_2^p)}(dx, dy)$ , т.е. корреляционная функция двух сжатых кадров. Величина  $P$  выбирается так, чтобы сжатые в  $2^p$  раз кадры имели размер сторон 15...30 точек.

2. Выбирается область  $D_k$  по формулам (7), (8) и (9), только вместо функции  $X_{(F_1 F_2)}(dx, dy)$  используется  $X_{(F_1^{P-k} F_2^{P-k})}(dx, dy)$ .

3. На  $k$ -м шаге используются кадры  $F_1^{P-k}$  и  $F_2^{P-k}$  - сжатые в  $P-k$  раз исходные кадры. Для этих кадров вычисляется функция  $X_{(F_1^{P-k} F_2^{P-k})}(dx, dy)$  внутри области  $D_{k+1}$ .

4. Если шаг  $k$  не последний, возвращаемся к п. 2 для выполнения следующего  $(k + 1)$ -го шага, в противном случае переходим к п. 5. Следует отметить, что данную процедуру целесообразно прерывать задолго до достижения шага, на котором используются кадры исходного масштаба. Во-первых, сравнение кадров большого размера весьма трудоемко, а во-вторых, при больших размерах кадров становится критичной не только главная часть геометрической трансформации - сдвиг, но и ее детали - поворот, масштабирование и нелинейные составляющие. Удобнее сделать два-три шага, а затем перейти к описанной ниже процедуре определения параметров преобразования с использованием нескольких окон.

5. Для последнего шага определяется дробный сдвиг (например, методами, описанными в [5]) и все сдвиги приводим к масштабу исходного кадра.

#### 5. МЕТОД ВЫДЕЛЕНИЯ КОРРЕЛЯЦИОННЫХ ОКОН

Грубую оценку сдвига по сжатым кадрам необходимо уточнить. Также следует оценить угол поворота, коэффициент масштабирования и другие параметры геометрической трансформации.

Решать задачу необходимо с минимальными затратами вычислительных ресурсов. Предлагается использовать для этого достаточно экономный подход, основанный на обработке не всего кадра, а корреляционных окон, выбираемых специальным образом.

Выбор окон следует проводить, исходя из качества (информативности) различных участков изображения. Под качеством здесь следует понимать среднюю величину ошибки определения сдвига по данному участку кадра. В качестве корреляционных окон для последующего анализа следует выбирать самые информативные участки. При этом следует учесть, что чем дальше удалены окна друг от друга, тем меньше будет ошибка при определении угла поворота.

Критерием выбора  $k$ -го корреляционного окна является следующий:

$$\hat{r}_k = \arg \max_{\vec{r}_k} \left( I(\vec{r}_k) \cdot \left( \min_{i=1..k-1} |\vec{r}_k - \hat{r}_i| + C \right) \right), \quad (12)$$

где  $I(\vec{r}_k)$  - информативность точки  $\vec{r}_k$ ,  $C$  - некоторая константа.

Информативность окна вычисляется как минимум автокорреляционной функции вдоль нескольких направлений:

$$I(\vec{r}_k) = \min_{l=1..L} \frac{1}{\sqrt{dx^2(l) + dy^2(l)}} \times \sum_{(i,j) \in W(\vec{r}_k)} (F_{ij} - F_{i+dx(l), j+dy(l)})^2, \quad (13)$$

где  $(dx(l), dy(l))$  - набор направлений,  $W(\vec{r}_k)$  - корреляционное окно с центром в точке  $\vec{r}_k$ ,  $L$  - число направлений.

Выбор автокорреляционной функции в качестве критерия информативности обоснован тем, что в качестве целевой функции используется функция невязки, а следовательно, ее крутизна пропорциональна точности оценки сдвига.

После выбора корреляционных окон необходимо определить сдвиг по каждому из них, а затем объединить информацию по всем окнам для получения параметров трансформации всего кадра.

Для определения сдвига по каждому окну необходимо найти минимум функции корреляции  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$ . Для исключения попадания в побочный минимум следует проводить полный перебор всех вариантов. Однако для уменьшения числа операций можно проводить перебор, изменяя параметры  $(dx, dy)$  не непрерывно, а с некоторым шагом  $S$ . Это позволяет уменьшить число операций в  $S^2$  раз.

Но такой подход можно использовать только при постоянном контроле качества принятия решения, так как вероятность попадания в побочный локальный минимум очень велика. Таким образом, для достижения хорошего уровня надежности после прореженного перебора по формулам (7), (8) и (9) необходимо определить область  $\tilde{D}$  и провести вычисление функции  $X_{(F_1, F_2)}(dx, dy)$  в этой области с шагом 1. При этом определим координаты целочисленного сдвига изображения. Дробная часть сдвига оценивается так же, как при работе со сжатыми изображениями.

### 6. ВЫЧИСЛЕНИЕ ПОЛНОГО ВЕКТОРА ПАРАМЕТРОВ ТРАНСФОРМАЦИИ

Для вычисления всех параметров трансформации необходимо учесть оценку сдвига всех окон. Вычисленные оценки локальных сдвигов естественно отнести к центрам соответствующих окон. Вычисление вектора преобразования следует проводить по следующему критерию:

$$\hat{Q} = \arg \min_Q \sum_{k=1}^N (\bar{\rho}_k - \tau_Q(\vec{r}_k)) C_k^{-1} (\bar{\rho}_k - \tau_Q(\vec{r}_k))^T \quad (14)$$

где  $\vec{r}_k$  - координаты центров окон в кадре  $F(t-1)$ ,  $\bar{\rho}_k$  - координаты тех же областей в кадре  $F(t)$  (вычисленные по формулам (5), (6)),  $N$  - число прямоугольников,  $C^{-1}$  - ковариационная матрица ошибок,  $\tau_Q(\vec{r}_k)$  - функция преобразования координат,  $T$  - операция транспонирования.

Функция  $\tau_Q(\vec{r}_k)$  определяет модель преобразования кадра: аффинные преобразования, проективные, квадратичные и т.д. Это приводит к задаче минимизации в  $n$ -мерном пространстве, где  $n$  равно шести для аффинных преобразований, восьми для проективных и т.д.

В случае аффинных преобразований задача сводится к решению системы линейных уравнений. Введение регуляризации [6] при решении соответствующей системы уравнений позволяет получить разумное приближительное решение даже для больших ошибок оценивания сдвигов окон,

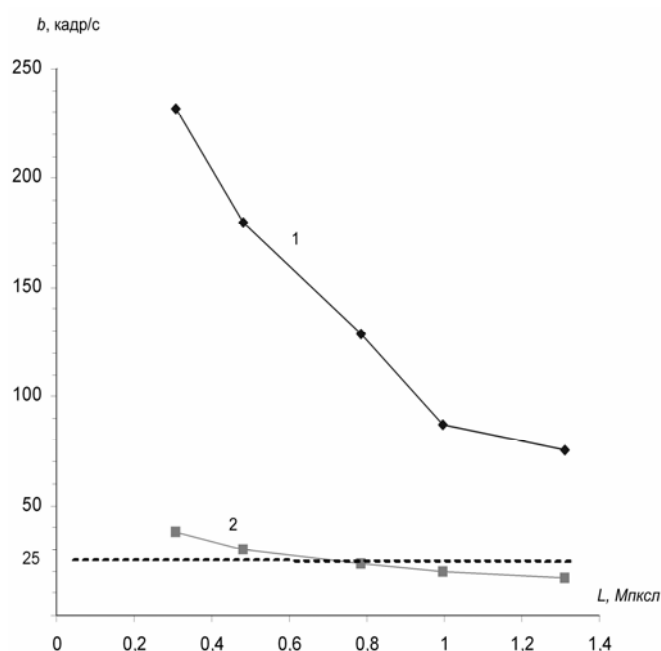


Рис. 1. Зависимость скорости обработки  $b$  от размера кадра  $L$ : 1 — скорость работы описанных алгоритмов, 2 - скорость полной обработки видеопоследовательности.

т.е. для случаев низкокачественных входных изображений.

Более того, если данную задачу решать при помощи фильтра Калмана, можно вычислить сдвиг такого числа окон, которое необходимо для достижения заданной точности. В случае присутствия на изображении движущихся относительно фона объектов можно исключать их из вычислений, используя один из стандартных методов обработки исключений [7].

Также можно решать данную задачу нелинейным методом:

$$\hat{Q} = \arg \min_Q \sum_{k=1}^N X_k(\tau_Q(\vec{r}_k) - \bar{\rho}_k), \quad (15)$$

где  $X_k(\tau_Q(\vec{r}_k) - \bar{\rho}_k)$  - подсчитанные заранее функции корреляции для отдельных окон.

### 7. АНАЛИЗ И РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ ПРЕДСТАВЛЕННОГО АЛГОРИТМА

Исследование работы алгоритмов проводилось на ПК со следующими характеристиками: процессор - Intel® Pentium® 4 2.4 ГГц, память - 512 Мбайт, видеокарта - NVIDIA GeForce4® MX 440, операционная система - Microsoft® Windows™ 2000.

Результаты исследований одного из представленных алгоритмов и сравнение с базовым алгоритмом корреляции всего кадра

Параметры	Алгоритм	
	Корреляция всего кадра	Представленный алгоритм
Точность определения сдвига, пиксели	0.07	0.03
Максимальный сдвиг, % размера кадра	25	50
Точность определения угла, град	-	0.034
Максимальный угол, град	-	10
Точность определения коэффициента масштабирования, %	-	0.2
Число кадров (320 x 240) в секунду	0.9	715
Вероятность сбоя, %	0.3	<0.1
Максимальный размер кадра, обрабатываемый в реальном времени	-	1600x900

Тестирование точностных характеристик и скорости проводилось на синтетических последовательностях размером 320 на 240 пикселей. При оценке точностей разброс сдвигов составлял от -30 до +30 пикселей, разброс углов поворота - от  $-2.5^\circ$  до  $+2.5^\circ$ . Максимальные значения этих параметров оценивались как значения, при которых точность уменьшалась в два раза.

В таблице приведены результаты исследования качества работы одного из представленных алгоритмов и алгоритма определения сдвига путем корреляции всего кадра. Как видно, представленный алгоритм имеет существенно лучшие показатели по скорости и максимальному сдвигу. На рис. 1 показана скорость работы алгоритмов при различных размерах кадров. Видно, что даже для размера 1.3 мегапикселя алгоритм

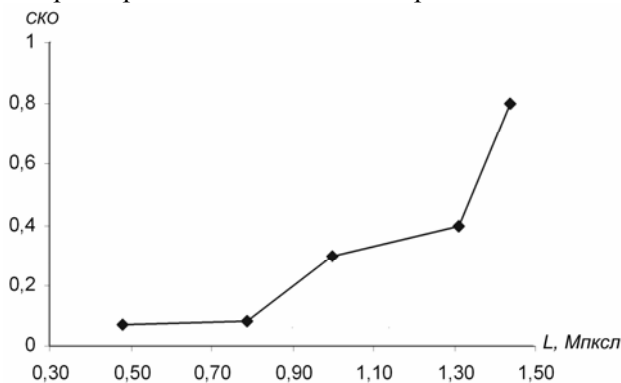


Рис. 2. Зависимость ошибки от размера кадра  $L$  при ограничении времени обработки каждого кадра.

работает в сверхреальном времени (75 кадров в секунду).

Представленный алгоритм обеспечивает обработку реальных видеопоследовательностей различного вида и качества (было протестировано более ста различных последовательностей) и показывает при этом хорошие результаты. Строгие численные критерии качества в этом случае сформировать трудно, так как точный сдвиг на реальных последовательностях нам неизвестен. Поэтому тестирование проводилось визуально, и в качестве основного критерия принималась вероятность сбоя, т.е. вероятность ошибки, заметной "на глаз".

Также было проведено исследование скорости работы при ограничении реального времени с учетом чтения видеопоследовательности и ее отображения на экран.

Для обеспечения реального времени алгоритм должен иметь возможность прерывать вычисления, если они занимают время, превышающее заданное. В данном случае есть возможность выдавать промежуточные результаты работы, которые являются грубой оценкой искомых величин. На рис. 2 представлена зависимость среднеквадратического отклонения (СКО) ошибки определения сдвига от размера кадра. Результаты исследований показали, что представленные алгоритмы обеспечивают приемлемое качество обработки видеопоследовательности размером до 1.4 мегапикселя в реальном времени (25 кадров в секунду)

В качестве иллюстрации работы алгоритмов на рис. 3 приведен результат построения мозаики из входной видеопоследовательности весьма низкого качества (малоинформативная исходная сцена,

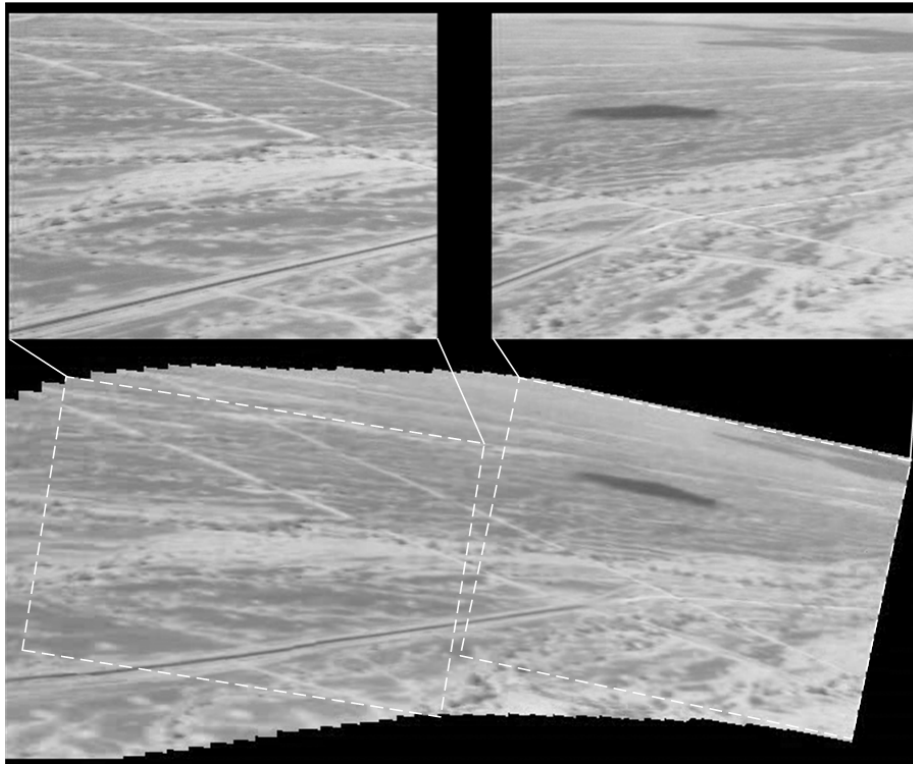


Рис. 3. Пример построения мозаики: два кадра исходной последовательности (сверху) и мозаика, построенная по последовательности таких кадров с использованием вычисленных параметров трансформации (снизу).

размытое входное изображение при заметном уровне шумов и т.д.). Для построения мозаики для каждого кадра вычислялись параметры преобразований по отношению к опорному, а затем все кадры объединялись с учетом этих параметров в один кадр большего размера.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Созданы алгоритмы, использующие корреляционный подход при решении задачи оценки параметров геометрических трансформаций кадров. При этом за счет детального анализа поведения функции корреляции удалось добиться одновременного повышения качества работы корреляционных методов, их надежности и скорости.

Разработанные алгоритмы устойчивы к разнообразным изменениям условий наблюдений: моделей геометрических преобразований, влияния движущихся объектов, моделей шумов и т.д.

Показано, что представленные алгоритмы имеют высокую точность оценки параметров (как и другие известные алгоритмы). При этом по

таким характеристикам, как максимальный оцениваемый сдвиг и скорость работы, они превосходят большинство известных алгоритмов.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Negahdaripour S., Lee S. // Proc. IEEE Workshop Visual Motion, October 1991 Princeton. N.Y.: IEEE 1991. P. 132.
2. Chipolla R., Okamoto Y., Kuno Y. // Proc. 4th Int. Conf. Computer Vision, May 1993, Berlin. N.Y.: IEEE, 1993. P. 374.
3. Lustman F., Faugeras O.D., Toscani G. // Proc. 1st Int. Conf. Computer Vision, 1987 London. N.Y.: IEEE, 1987. P. 25.
4. Horn B. K. P., Weldon E. J. Jr. // Int. J. of Computer Vision. Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1988. V. 2. № 1. P. 51.
5. Ким А.К., Колесса А.Е., Лагуткин В.Н. и др. // Радиотехника. 1998. № 12. С. 39.
6. Дэннис Дж., Шнабель Р. Численные методы безусловной оптимизации и решения нелинейных уравнений. М.: Мир, 1988.
7. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. М.: Вильямс, 2004.