

## УЧЕТ ИНФОРМАТИВНОСТИ ПРИ СОВМЕЩЕНИИ ОПТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ЗАДАЧАХ КОРРЕЛЯЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНОЙ НАВИГАЦИИ

### Введение

Совмещение изображений является фундаментальной задачей, которая возникает в различных областях науки и техники. Это навигация, компьютерное зрение, медицина, сжатие видеоданных, определение деформаций изделий и т.д. Под совмещением понимается определение пространственного преобразования между координатными сетками двух изображений. Накоплен огромный эмпирический опыт решения задачи совмещения изображений с учетом специфики различных приложений. Алгоритмы совмещения обычно разделяют на два основных класса: основанные на сопоставлении признаков (например, точек, линий, структурных элементов) и основанные на сопоставлении площадей (интенсивностей пикселей). Площадные методы обеспечивают большую точность совмещения, однако для ряда задач, в частности при наличии неоднородных яркостных искажений совмещаемых изображений, являются неприменимыми. Обзор методов совмещения приведен в работах [1, 2].

При совмещении изображений важной является задача оценки точности совмещения. Оценка точности характеризует качество полученных результатов и пригодность их при решении поставленной задачи. Также оценка точности для отдельных признаков или фрагментов (для площадных алгоритмов) совмещаемых изображений характеризует их информативность в задаче совмещения, что позволяет выбирать наиболее информативные признаки или фрагменты (при площадном совмещении частей изображений) для участия в алгоритме совмещения.

Выбор наилучших признаков рассмотрен в работах [3, 4]. Потенциальная точность совмещения для площадных алгоритмов может быть охарактеризована с помощью нижней границы Крамера – Рао. Определению потенциальной точности совмещения с использованием границы Крамера – Рао посвящена работа [5]. В работах [6, 7] с помощью этой границы изучается потенциальная точность нормированного корреляционного алгоритма. В работе [6] исследуется способ вычисления границы Крамера – Рао с помощью аппроксимации решающей функции.

Однако использование границы Крамера – Рао для оценки точности совмещения затруднено в связи с тем, что оценки большинства реальных субпиксельных алгоритмов являются смещенными [5, 7, 8]. Учет систематической ошибки реальных алгоритмов представляет большую сложность. Проблема исследуется в работе [9]. Решение найдено только для отдельных случаев. Например, в работе [5] предложены соотношения для оценки систематической ошибки градиентных алгоритмов. В статье [8] предложен способ частичной компенсации систематической ошибки при использовании в качестве субпиксельного алгоритма аппроксимации решающей функции (РФ) двумерной поверхностью. Граница Крамера – Рао, рассчитанная в предположении о несмещенности оценок, плохо описывает точность совмещения реальных алгоритмов при высоком отношении сигнал/шум [7].

В ряде приложений необходимо осуществлять совмещение изображений в реальном масштабе времени. Одним из таких приложений является корреляционно-экстремальная навигация [10]. Принцип действия корреляционно-экстремальных систем навигации (КЭСН) основан на совмещении двух изображений: текущего изображения (ТИ), которое формируется датчиком, с эталонным изображением (ЭИ), хранящемся в памяти. Важным преимуществом КЭСН по сравнению с навигационными системами других типов является их автономность: для работы КЭСН не требуется внешних источников информации, кроме принимаемого излучения от подстилающей поверхности. Также необходимо иметь в памяти эталон-

ную карту местности, над которой будет совершать полет летательный аппарат (ЛА). В качестве эталонных карт могут быть использованы спутниковые снимки, которые в последнее время стали широко доступны.

В КЭСН могут использоваться различные типы датчиков: оптические (видеокамера), радиометрические, радиолокационные и др. Получаемые изображения будут обладать различными характеристиками. Например, размер изображений радиометрического датчика ограничен несколькими десятками пикселей, в то время как оптический кадр может быть значительно большего размера (например, 720x576).

К КЭСН предъявляются жесткие требования по быстродействию, связанные с необходимостью выработки управляющего воздействия в случае отклонения объекта управления от заданной траектории. Они зависят от характеристик и траектории движения ЛА, в частности от высоты и скорости полета. Согласно [11] быстродействие КЭСН должно быть не хуже 0.2 – 0.3 с. Это приводит к невозможности использовать полное оптическое ТИ при площадных алгоритмах совмещения. Фрагмент ТИ, участвующий в процессе совмещения, обозначим  $J$ .

Совмещение фрагмента  $J$  обычно осуществляется не со всем ЭИ, а только с его участком, называемым зоной поиска, обозначим  $E$ . Размер  $E$  обычно определяется степенью неопределенности положения ЛА в данный момент времени. Выбор размеров  $J$  и  $E$  обозначим соответственно  $N$  и  $M$  (считаем фрагменты квадратными), является важным для обеспечения высокой точности навигации. Увеличение размера  $J$ , участвующего в алгоритме совмещения, приводит к повышению качества совмещения, однако ведет к увеличению вычислительных затрат. В работе [11] сделан вывод, что при использовании нормированного корреляционного алгоритма (НКА), который обладает высоким качеством совмещения, размер  $J - N$  не должен превышать 60 пикселей (при  $M=200$ ). При этом предполагается использование двухэтапной процедуры «грубого» и «точного» поиска для ускорения вычислений [10].

Фрагмент  $J$  может быть выбран фиксированным образом, например в середине ТИ. Однако качество совмещения для различных участков ТИ может быть разным, иначе говоря, различные фрагменты ТИ обладают разной информативностью.

Цель статьи – разработка и исследование алгоритма совмещения с предварительным выбором наиболее информативного совмещаемого фрагмента  $J$ . Алгоритм должен удовлетворять предъявляемым требованиям по быстродействию.

Изложение материала построено следующим образом. Вначале в разд. 1 будет сформулирована задача и цели данной работы. В разд. 2 будет рассмотрен НКА. В разд. 3 рассмотрим определение потенциальной точности совмещения с помощью границы Крамера – Рао. Предлагаемый алгоритм оценки информативности фрагментов изображения будет изложен в разд. 4. Методика проведения вычислительного эксперимента и его результаты представлены в разд. 5. В конце статьи приведено обсуждение результатов.

## 1. Постановка задачи

Будем считать, что КЭСН используется в комплексе с инерциальной навигационной системой (ИНС), которая сообщает информацию о пространственном положении ЛА, и перед совмещением изображений производится пересчет ТИ в координатную сетку ЭИ или наоборот (совмещаемого фрагмента ЭИ в координатную сетку ТИ), с использованием данных ИНС. При совмещении оценивается только пространственный сдвиг ТИ и ЭИ вдоль осей  $X$  и  $Y$ .

Определение информативности различных участков ТИ требует дополнительных вычислительных затрат, при этом обеспечение требуемого быстродействия может быть достигнуто путем уменьшения размера  $J$ . Эффективность данного подхода, когда проводится выбор наиболее информативного фрагмента за счет уменьшения размера совмещаемых изображений, исследуется в данной работе.

Для оценки информативности фрагмента предлагается алгоритм, состоящий из двух этапов. На первом этапе производится расчет локальной дисперсии фрагментов. На втором этапе в качестве критерия отбора используется радиус корреляции фрагментов. Предлагаемый алгоритм будет подробно рассмотрен позже.

## 2. Нормированный корреляционный алгоритм совмещения изображений

Обозначим матрицу  $J - \underline{t}$ , а матрицу  $E - \underline{e}$  (здесь и далее матрицы обозначаются подчеркиванием). Согласно [11], дискретная РФ НКА определяется выражением (вычисление модуля учитывает возможное инверсное преобразование яркости):

$$K_{kl} = \left| \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \tilde{e}_{ij}^{kl} \tilde{t}_{ij} \right|, \quad (1)$$

где  $\tilde{e}_{ij}^{kl}$  и  $\tilde{t}_{ij}$  – соответственно отсчеты (пиксели) с индексами  $i, j$  центрированных и нормированных фрагментов  $E$  и  $J$ , т.е.

$$\tilde{e}_{ij}^{kl} = \frac{e_{ij}^{kl} - \bar{e}^{kl}}{\sqrt{D_e}}, \quad \tilde{t}_{ij} = \frac{t_{ij} - \bar{t}}{\sqrt{D_t}}, \quad (2)$$

$$\bar{e}^{kl} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N e_{ij}^{kl}, \quad \bar{t} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N t_{ij}, \quad (3)$$

$$D_e = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (e_{ij}^{kl} - \bar{e}^{kl})^2}{N^2}, \quad D_t = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (t_{ij} - \bar{t})^2}{N^2}, \quad (4)$$

$i, j$  – индексы пикселей  $J$  и фрагментов  $E$  соответственно вдоль вертикали и горизонтали;  $k, l$  – индексы (целочисленные) фрагментов  $E$  размером  $N \times N$ , совмещаемых с  $J$ , соответственно по вертикали и горизонтали (а следовательно индексы РФ);  $D_e$  – дисперсия фрагмента  $E$  ( $\underline{e}^{kl}$ );  $D_t$  – дисперсия  $J$  ( $\underline{t}$ ).

Совмещение изображений с помощью НКА заключается в вычислении РФ согласно (1) и определении ее максимума. Максимум РФ будет соответствовать искомой точке совмещения ТИ и ЭИ.

Для ускорения вычислений может быть использована двухэтапная процедура «грубого» и «точного» поиска.

Вследствие дискретного характера ТИ и ЭИ решающая функция НКА также является дискретной и обеспечивает совмещение с точностью до пикселя. Для достижения субпиксельной точности необходимо использовать один из субпиксельных алгоритмов, например, алгоритмы, основанные на интерполяции интенсивности (пикселей), на интерполяции (или аппроксимации) коэффициентов корреляции, на вычислении градиента, алгоритмы, применяющие фазовую корреляцию, генетические алгоритмы, алгоритмы на основе искусственных нейронных сетей и др. [7].

## 3. Граница Крамера – Рао для среднеквадратических ошибок совмещения

Нормированный корреляционный алгоритм (1) является оптимальным по критерию максимального правдоподобия при подобию ТИ и ЭИ с точностью до линейного преобразования яркости [11]. Учитывая это, оценка его потенциальной точности может быть дана с помощью нижней границы Крамера – Рао [5 – 7, 12]. Обозначим  $p$  – вектор оцениваемых

параметров, тогда граница Крамера – Рао для корреляционной матрицы ошибок совмещения  $\langle (\hat{p} - p)(\hat{p} - p)^T \rangle$  имеет вид

$$MSE(p) \geq \frac{\partial \langle \hat{p} \rangle}{\partial p} I^{-1}(p) \frac{\partial \langle \hat{p} \rangle^T}{\partial p} + (\langle \hat{p} \rangle - p)(\langle \hat{p} \rangle - p)^T, \quad (5)$$

где  $MSE$  – среднеквадратическая ошибка оценок;  $I$  – информационная матрица Фишера;  $(\langle \hat{p} \rangle - p)$  – систематическая ошибка оценивания.

Если считать, что оценки вектора  $p$  являются несмещенными, тогда выражение (5) упрощается к виду

$$MSE(p) \geq I^{-1}(p). \quad (6)$$

Введем координаты  $\Delta x_e$  и  $\Delta y_e$ , которые равны 0 в точке истинного совмещения. Тогда матрица Фишера

$$I = - \left\langle \left( \begin{array}{cc} \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \Delta x_e^2} & \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \Delta x_e \partial \Delta y_e} \\ \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \Delta y_e \partial \Delta x_e} & \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \Delta y_e^2} \end{array} \right) \right\rangle_{\substack{\Delta x_e=0 \\ \Delta y_e=0}}, \quad (7)$$

где  $\ln L$  – логарифм функции правдоподобия.

Согласно [6, 7] для НКА

$$I \approx \frac{N^2 \cdot D_{t^0}}{2 \cdot \sigma_n^2} I_0, \quad (8)$$

$$I_0 = - \left\langle \left( \begin{array}{cc} \frac{\partial^2 K^2(e^{\Delta x_e \Delta y_e}, t^0)}{\partial \Delta x_e^2} & \frac{\partial^2 K^2(e^{\Delta x_e \Delta y_e}, t^0)}{\partial \Delta x_e \partial \Delta y_e} \\ \frac{\partial^2 K^2(e^{\Delta x_e \Delta y_e}, t^0)}{\partial \Delta y_e \partial \Delta x_e} & \frac{\partial^2 K^2(e^{\Delta x_e \Delta y_e}, t^0)}{\partial \Delta y_e^2} \end{array} \right) \right\rangle_{\substack{\Delta x_e=0 \\ \Delta y_e=0}}, \quad (9)$$

где  $e^{\Delta x_e \Delta y_e}$  – фрагмент эталонного изображения;  $t^0$  – незашумленное ТИ;  $D_{t^0}$  – дисперсия незашумленного ТИ.

Матрица  $I_0$  зависит только от корреляционных свойств ТИ и ЭИ, следовательно, согласно (6), (8), (9) (при допущении, что оценки являются несмещенными), с уменьшением радиуса корреляции выбранного фрагмента точность должна улучшаться. Однако, как уже было сказано выше, оценки реальных субпиксельных алгоритмов являются смещенными.

Был проведен имитационный эксперимент, при котором из ЭИ было случайным образом выбрано 500 фрагментов размером  $N = 76$ , для которых методом статистического моделирования вычислялись ошибки оценивания субпиксельного сдвига при заданном отношении сигнал/шум. Субпиксельный сдвиг моделировался путем перехода к более “грубой” сетке [7], с помощью усреднения соседних пикселей на участке 6x6. Соответственно моделировались сдвиги  $(-3/6, -2/6, -1/6, 1/6, 2/6, 3/6)$  вдоль осей X и Y. В качестве субпиксельного

алгоритма использовался метод интерполяции интенсивности. Был вычислен радиус корреляции каждого выбранного фрагмента. Для этого решающая функция аппроксимировалась двумерной гауссовой кривой [7], затем, используя полученные коэффициенты, вычислялись радиусы корреляции вдоль осей X и Y, после чего находилось их среднее значение. В качестве радиуса корреляции принимался такой сдвиг фрагмента относительно ЭИ, для которого значение нормированной корреляционной функции составляло 0,45 (аналогично работе [13]).

Эксперимент был проведен для трех эталонных карт, загруженных с помощью специальной программы с сайтов [14, 15], соответственно снимков Харьковской области (рис. 1 а), городов Бостона (рис. 1, б) и Киева (рис. 1, в). На рис. 1, г показана зависимость среднеквадратической ошибки совмещения, усредненной (в среднеквадратическом смысле) для различных фрагментов, от радиуса корреляции. Соотношение сигнал/шум было выбрано равным 10 и было постоянным для всех фрагментов.



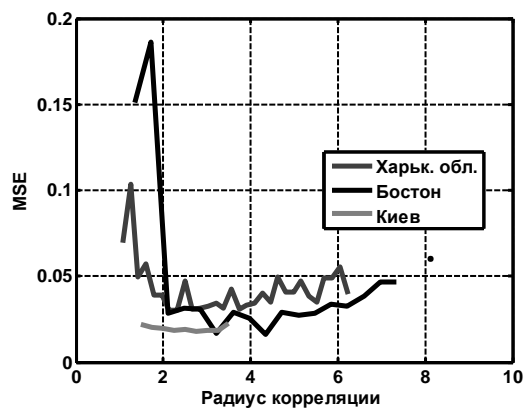
а



б



в



г

Рис. 1. Спутниковые снимки Харьковской области (а), городов Бостона (б) и Киева (в), а также зависимость среднеквадратической ошибки ( $MSE$ ) совмещения от радиуса корреляции (г) при отношении с/ш равном 10 и  $N=76$

Согласно выражениям (6), (8), (9) график должен монотонно возрастать, однако численный эксперимент (рис.1, г) показывает наличие минимума. Как показал эксперимент положение минимума зависит от отношения сигнал/шум, а также от размера выбираемого фрагмента  $N$ . Наличие минимума объясняется тем, что выражение (6) не учитывает наличие систематической ошибки оценивания, вызванной ошибками интерполяции, на основе которой построено большинство субпиксельных алгоритмов. А чем уже радиус корреляции рассматриваемого фрагмента, тем больше ошибки интерполяции и следовательно систематическая ошибка.

Следовательно, граница Крамера – Рао, рассчитанная в соответствии с выражениями (6), (8), (9), не может быть использована для оценки точности реальных алгоритмов. В следующем разделе предложен эвристический подход для выбора наиболее информативных фрагментов, учитывающий отношение сигнал/шум и корреляционные свойства фрагмента изображения.

#### 4. Выбор наиболее информативного фрагмента для совмещения

В данном разделе рассматривается предлагаемый подход к оценке информативности фрагментов изображений. Вначале заметим, что хотя обычно происходит совмещение ТИ, меньшего по размеру, с большим изображением – зоной поиска по ЭИ, в данном случае целесообразнее дискретную решающую функцию вычислять наоборот – используя фрагмент ЭИ (размером с ТИ) и зону поиска на ТИ, а затем субпиксельный поиск осуществлять используя найденный фрагмент ТИ и интерполяцию ЭИ. Найденный фрагмент ТИ, соответствующий максимуму дискретной РФ, обозначим  $E_1$ . Так как речь идет об оптических изображениях, размеры ТИ (кадра видеокamеры) это позволяют. В этом случае, учитывая, что ЭИ меньше зашумлено, чем ТИ, можно более точно выбрать наиболее информативный фрагмент для совмещения. Область ЭИ, из которой выбирается фрагмент  $J$ , обозначим  $J_0$  (рис. 2).

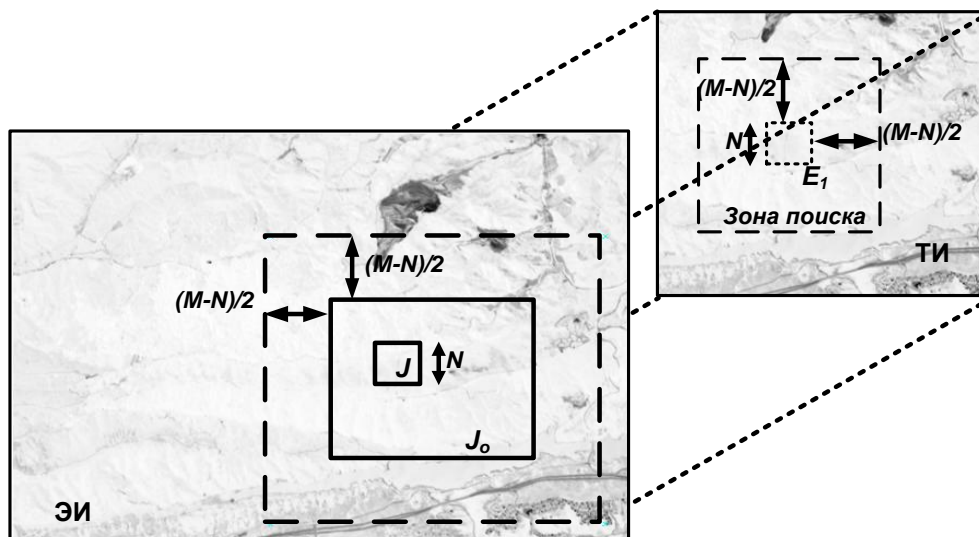


Рис. 2. Фрагмент  $J$  и зона поиска ТИ участвующие в процессе совмещения

Учитывая проведенный в предыдущем разделе анализ, для оценки информативности фрагментов изображений предлагается следующий подход, состоящий из двух этапов.

На первом этапе вычисляется локальная дисперсия  $D$  для участков размером  $N \times N$  по всему  $J_0$  (участки выбираются последовательно с заданным сдвигом, обозначим  $\Delta$ , вдоль осей  $X$  и  $Y$ ).

На втором этапе вычисляется радиус корреляции для всех фрагментов, имеющих  $D$  выше заданного порога  $D_p$ . Для выбора совмещаемого фрагмента  $J$  выполняется последовательность действий:

- в качестве  $J$  выбирается фрагмент, имеющий максимальное значение  $D$ , среди отобранных на первом этапе фрагментов, имеющих радиус корреляции в пределах 2 – 3.5 пикселя;

- если среди отобранных на первом этапе нет фрагментов, имеющих радиус корреляции в пределах 2 – 3.5 пикселя, выбирается фрагмент, имеющий максимальное значение  $D$ , среди фрагментов, имеющих радиус корреляции в пределах 1,5 – 4 пикселя;

– если фрагмент  $J$  не был выбран в течение двух предыдущих пунктов, выбирается фрагмент, имеющий максимальное значение  $D$ , среди всех фрагментов, отобранных на первом этапе.

## 5. Вычислительный эксперимент

Для того чтобы проверить эффективность предлагаемого подхода к выбору наиболее информативных фрагментов для совмещения методом статистического моделирования, было проведено сравнение трех алгоритмов:

*Алгоритм 1:*  $J$  размером  $N=84$  выбирается в центре  $J_0$  без учета его информативности.

*Алгоритм 2:* осуществляется поиск наиболее информативного фрагмента  $J$ , имеющего наибольшее значение локальной дисперсии, с размером  $N=80$ .

*Алгоритм 3:* осуществляется поиск наиболее информативного фрагмента  $J$  размером  $N=76$ , согласно алгоритму, описанному в предыдущем разделе.

Зона поиска для всех алгоритмов была задана равной  $M=N+56$ . Размеры  $J$  были выбраны таким образом, чтобы обеспечить примерно одинаковое быстродействие трех алгоритмов (порядка 0.3 с).

Для имитационного моделирования в качестве ЭИ использовались спутниковые снимки, приведенные на рис. 1 [14, 15]. На его основе формировалась последовательность ТИ. Размер ТИ для моделирования был условно выбран равным  $400 \times 400$ . Моделировался (используя бикубическую интерполяцию) случайный сдвиг координатных сеток ЭИ и ТИ, а также зашумление ТИ некоррелированным гауссовским шумом с нулевым математическим ожиданием и заданной дисперсией. В качестве алгоритма совмещения использовался НКА. Для ускорения вычислений использовалась двухэтапная процедура “грубого” и “точного” поиска, на этапе “грубого” поиска осуществлялось усреднение подизображений размером  $4 \times 4$  [10]. В качестве субпиксельного алгоритма был выбран метод интерполяции интенсивности с использованием последовательного квадратичного программирования для ускорения вычислений. В качестве начального приближения использовались значения, полученные с помощью аппроксимации РФ двумерной гауссовой кривой. Значение  $\Delta$  было выбрано равным 40, а  $D_p = D_{\min} + 0,75 * (D_{\max} - D_{\min})$ . При оценке точности совмещения проводились испытания для 300 различных ТИ.

На рис. 3 приведены зависимости среднеквадратического отклонения (СКО) ошибок вдоль оси  $X$  для спутниковых снимков г. Бостон (рис. 3, а) и Харьковской области (рис. 3, б) от отношения сигнал/шум ТИ. Как видно по графикам для малококонтрастного изображения (рис. 3, а) предложенный алгоритм (алгоритм 3) обеспечивает значительное улучшение качества по сравнению с алгоритмом 1. Также алгоритм 3 обеспечивает большую вероятность правильного совмещения (близка к 1 для алгоритма 3, от 0,55 до 0,96 для алгоритма 1). Основную роль здесь играет выбор наиболее контрастного участка для совмещения. Учет корреляционных свойств приводит к дополнительному небольшому уменьшению СКО ошибок. Для контрастного изображения (рис. 3, б) предложенный алгоритм приводит к улучшению точности примерно на 10 % (вероятности правильного совмещения близки к 1). Совмещение считалось правильным, если ошибка совмещения не превышала одного пикселя.

Представляет интерес, как точность совмещения, достигаемая предлагаемым алгоритмом, зависит от заданного размера  $N$ , а следовательно и от быстродействия. Имитационное моделирование проводилось на персональном компьютере с процессором Intel(R) Celeron(R) CPU E1500, 2.2 ГГц, 1 ГБ ОЗУ. На рис. 4 показана зависимость СКО ошибок предлагаемого алгоритма от времени выполнения алгоритма. Можно отметить, что увеличение времени вычислений больше 0.35 с (что приблизительно соответствует размеру  $N=80$ ) не приводит к существенному улучшению качества.

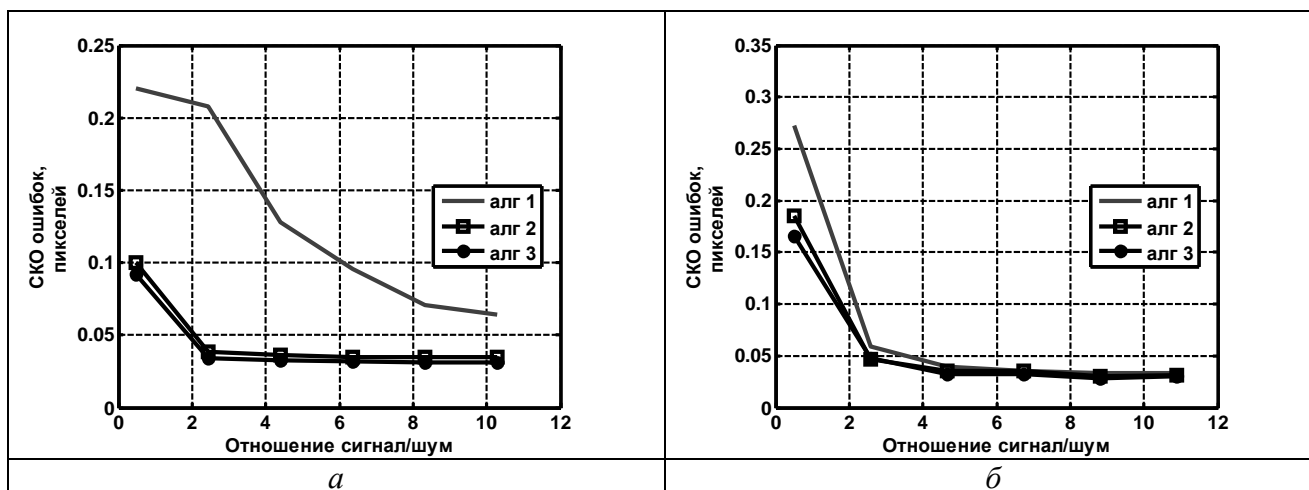


Рис. 3. SKO ошибок совмещения от отношения с/ш для спутниковых снимков г. Бостон (а) и Харьковской области (б)

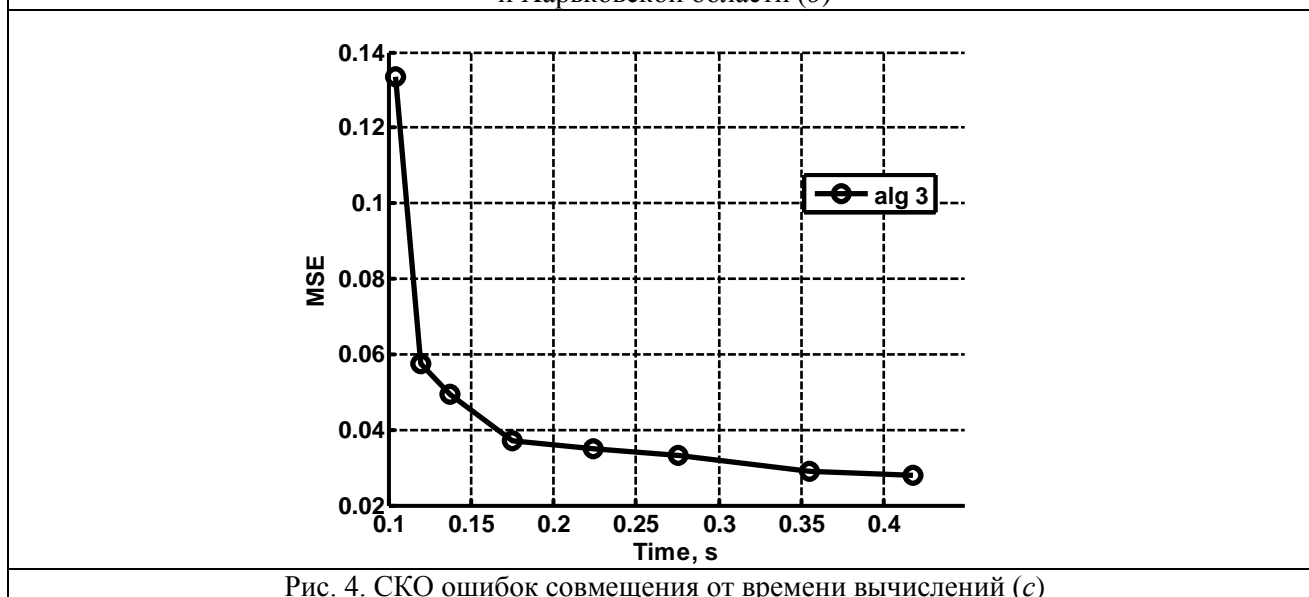


Рис. 4. SKO ошибок совмещения от времени вычислений (с)

Таким образом, результаты моделирования подтвердили эффективность учета информативности совмещаемых фрагментов. SKO ошибок совмещения снижается более чем на 10 % при использовании предложенного алгоритма по сравнению с фиксированным выбором участка ТИ для совмещения (при одинаковом времени вычислений).

**Список литературы :** 1. *Brown L.G.* A survey of image registration techniques, *ACM Comput. Surv.* Vol. 24 (4), 1992, p. 276–325. 2. *Manjusha P. Deshmukh, Udhav Bhosle* A survey of image registration // *International Journal of Image Processing*, Vol. 5(3), 2011, p. 245-269. 3. *Shi J., Tomasi C.* Good features to track // *CVPR'94*, June 1994, p. 593–600. 4. *Wang Q., You S.* Real-Time Image Matching Based on Multiple View Kernel Projection // *CVPR'07*, June 2007, p. 1–8. 5. *Robinson D., Milanfar P.* Fundamental performance limits in image registration // *IEEE Trans. Image Process*, № 13, 2004, p. 1185 – 1199. 6. *Усс М.Л., Комяк В.А.* Поиск в пространстве параметров положения и ориентации летательного аппарата в задачах корреляционно-экстремальной навигации // *Успехи современной радиоэлектроники*. – 2009. – №8. – С. 30 – 43. 7. *Душена В.А., Усс М.Л.* Сравнительный анализ субпиксельных алгоритмов при совмещении изображений // *Радиоэлектронные и компьютерные системы*. – 2011. – №4 (52). – С. 41–51. 8. *Повышение точности местоопределения радиометрических корреляционно-экстремальных систем навигации путем использования методов приближения решающей функции (Сообщение 2) / В.И. Антюфеев, И.Е. Бакулин, В.Н. Быков и др.* // *Радиотехника*. – 2002. – Вып. 124. – С. 84 – 89. 9. *Schreier H.W., Braasch J.R., Sutton M.A.* Systematic errors in digital image correlation caused by intensity interpolation // *Optical Engineering*, Vol. 39(11), 2000, p. 2915–2921. 10. *Антюфеев В.И., Быков В.Н., Гричанюк А.М., Краюшкин В.А.* Радиометрические корреляционно-экстремальные системы навигации летательных аппаратов. – Харьков : ХНУ им. В.Н. Каразина, 2008. – 356 с. 11. *Антюфеев В.И.*,



*Быков В.Н.* Сравнительный анализ алгоритмов совмещения изображений в корреляционно-экстремальных системах навигации летательных аппаратов // *Авиационно-космическая техника и технология.* – 2008. – № 1 (48). – С. 70 – 74. 12. *Фалькович С.Е., Хомяков Э.Н.* Статистическая теория измерительных радиосистем. – М. : Радио и связь, 1981. – 288с. 13. *Белоглазов И.Н., Джангава Г.И., Чигин Г.П.* Основы навигации по геофизическим полям. – М. : Наука, 1985. – 328 с. 14. *Карты Google* (<http://maps.google.com.ua>). 15. *Yahoo maps* (<http://maps.yahoo.com>).

*Национальный аэрокосмический университет  
им. Н.Е. Жуковского «ХАИ»*

*Поступила в редколлегию 17.11.2012*