

Алгоритмы автоматической идентификации объектов на разнородных изображениях и совмещения изображений

А.И. Новиков^а, В.А. Саблина^а, М.Б. Никифоров^а

^а Рязанский государственный радиотехнический университет, 390005, ул. Гагарина, 59/1, Рязань, Россия

Аннотация

Совмещение реальных видеоизображений и изображений, синтезированных по цифровой карте местности, является одной из важнейших задач в многоспектральной системе технического зрения на борту воздушного судна. Эта задача вместе с комплексом вспомогательных задач должна решаться автоматически в реальном времени при достаточно жестких ограничениях на точность совмещения. В работе «Программно-алгоритмический комплекс совмещения изображений в авиационных системах технического зрения», помещенной в настоящем сборнике, задача совмещения решается с помощью аффинных преобразований. В настоящей работе приведены алгоритмы совмещения на основе дробно-линейных преобразований синтезированного изображения к плоскости реального видеоизображения, учитывающие и проективные искажения, но более чувствительные, в отличие от аффинных преобразований, к точности формирования пар ключевых точек.

Ключевые слова: выделение контуров; аппроксимация многоугольниками; автокорреляционная функция; соответствие между объектами; дробно-линейные преобразования; совмещение изображений

1. Введение

В докладе рассматриваются технология и алгоритмы цифровой обработки разнородных изображений (телевизионное или тепловизионное с одной стороны и виртуальное изображение подстилающей поверхности, синтезированное по цифровой карте местности, – с другой). Обработка изображений должна проводиться в бортовом вычислителе летательного аппарата в режиме реального времени. Конечная цель обработки – совмещение разнородных изображений. Синтезированное изображение представлено контурами объектов постоянного присутствия на подстилающей поверхности (сети дорог, водные объекты, мосты, взлетно-посадочные полосы аэродромов, крупные сооружения и т.д.), в то время как реальное изображение отображает все детали подстилающей поверхности с учетом их яркостных характеристик.

2. Объект исследования

Объектом исследования является процесс совмещения реального и синтезированного изображений в бортовых системах технического зрения (СТЗ). Из-за ошибок в определении навигационных параметров $\mathbf{v} = (\lambda, \varphi, h, \psi, \theta, \gamma)$, первые три из которых (широта λ , долгота φ и высота h) определяют положение воздушного судна в пространстве, а последние три (значения курса ψ , тангажа θ и крена γ) – ориентацию воздушного судна как протяженного объекта в пространстве, простое наложение синтезированного изображения на отвечающее ему реальное изображение обнаруживает, как правило, существенные расхождения. Причины несовпадения синтезированного изображения с отвечающим ему реальным изображением подробно описаны в [1]. В частности, разная природа реального и синтезированного изображений является основной причиной, затрудняющей решение задачи совмещения изображений. Для «совпадения» контуров объектов синтезированного изображения с границами соответствующих объектов на реальном изображении требуется выполнить идентификацию контуров на реальном и отвечающем ему синтезированном изображениях, установить в автоматическом режиме взаимно однозначное соответствие между контурами и выполнить преобразование одного изображения к плоскости другого [2].

3. Методы исследования

Методы сопоставления объектов на изображениях разделяют на две группы: методы, использующие описание объекта его внутренними или внешними характеристиками. Под внутренними характеристиками понимаются характеристики области на изображении, представляющей объект. Под внешними характеристиками понимаются характеристики границы этой области. Также возможно использование обоих подходов одновременно [3]. В настоящей работе рассматриваются разнородные изображения, для которых внутренние характеристики не обладают сходством. Соответственно сравнение можно производить только с помощью внешних характеристик, сопоставляя замкнутые контуры обнаруженных объектов. Для такого сопоставления можно использовать различные признаки от простейших, например, длины контура, до более сложных, например, на основе частотных или статистических характеристик контура. Известны различные методы и алгоритмы, позволяющие сопоставлять объекты путем анализа их контуров. Сравнительный анализ различных подходов представлен в [4]. Ряд подходов основывается на поиске соответствующих ключевых точек на контурах объектов. Подобный подход используется в [5] для распознавания объектов, а его развитие предлагается в [6]. В [7] извлекаются точки для сопоставления, которые располагаются внутри и снаружи

контура. При сравнении может использоваться контур целиком или отдельные фрагменты контуров [8]. В [9], кроме сопоставления частей контуров на основе выбранных точек, также предлагается учитывать порядок расположения этих точек на контуре объекта. Для оценки меры сходства контуров также можно применять комбинированные подходы для учета преимуществ каждого из них [10].

В настоящей работе предлагается целостная технология обработки как однородных, так и разнородных изображений, завершающаяся совмещением изображений в автоматическом режиме. Технология основывается преимущественно на алгоритмах контурного анализа, разработанных авторами с учетом специфики поставленной задачи. В основе технологии лежит переход от первичных растровых изображений к векторному описанию контуров основных объектов постоянного присутствия на подстилающей поверхности. Основные этапы названной технологии таковы:

- 1) выделение контуров объектов на реальном изображении;
- 2) аппроксимация контуров на реальном и виртуальном изображениях многоугольниками;
- 3) установление соответствия между контурами объектов на реальном и синтезированном изображениях;
- 4) выбор угловых точек многоугольников в качестве ключевых и установление соответствия между ними;
- 5) построение проективного преобразования и совмещение изображений;
- 6) оценка качества совмещения и уточнение преобразования.

Каждый этап технологии выполняется в автоматическом режиме. Определенные проблемы возникают лишь на этапе формирования множества пар ключевых точек, в качестве которых выбираются угловые точки многоугольников, аппроксимирующих контуры как на реальном, так и на виртуальном изображениях.

3.1. Реализация этапов технологии. Выделение контуров, аппроксимация контуров многоугольниками и установление соответствия между контурами

Первый этап – выделение контуров объектов на изображении – осуществляется с применением детектора границ Кэнни [11]. Качество совмещения изображений существенно зависит от качества выделения границ перепада яркости. Контурные препараты, полученные в результате выделения границ перепада яркости, содержат, как правило, большое число коротких линий. Они затрудняют поиск объектов интереса и установление взаимно однозначного соответствия между такими объектами (между контурами объектов) на реальном и отвечающем ему виртуальном изображениях. Для устранения этих недостатков алгоритм выделения контуров был дополнен процедурами улучшения контурного изображения. Он позволяет отсеять как замкнутые, так и незамкнутые линии малой длины. Алгоритм выделения контуров и улучшения контурного изображения состоит из следующих шагов.

0. Медианная фильтрация окном 5×5 или 7×7 в зависимости от характера сцены.

1. Выделение границ на изображении с применением детектора границ Кэнни.
2. Однократное применение к полученному изображению морфологической операции «Низ шляпы», соответствующей вычитанию из исходного изображения результатов его открытия.
3. Сложение результата шагов 1 и 2.
4. Однократная эрозия результата шага 3.
5. Вычитание из результата шага 1 результата двух- трехпроходной дилатации результата, полученного на 4 шаге.

На рис. 1,а приведено исходное видеоизображение, а на рис. 1,б – границы перепада яркости, выделенные с применением детектора границ Кэнни. Там же на рис. 1,в приведено улучшенное контурное изображение [1], а на рис. 1,г – отвечающее ему синтезированное изображение, построенное по цифровой карте местности.

Улучшенное контурное изображение (рис. 1,в) содержит минимальное количество малоинформативных коротких линий, как замкнутых так и незамкнутых. Такое изображение существенно упрощает задачу установления соответствия между контурами и, как следствие, задачу совмещения разнородных изображений.

Аппроксимация контуров объектов многоугольниками подробно описана в работе [12]. Ее содержание заключается в преобразовании описания контуров объектов, заданных в виде связанной последовательности пикселей, в векторные описания многоугольников, с заданной степенью подробности (грубости) представляющих форму объектов. Такое представление удобно для последующего сравнения контуров объектов и может быть получено с помощью алгоритма аппроксимации контуров многоугольниками. Аппроксимация контуров объектов многоугольниками позволяет, с одной стороны, получить компактное описание контура объекта с требуемой степенью детализации, а с другой, - использовать угловые точки многоугольников для формирования множества пар ключевых точек. Аппроксимация контуров объектов многоугольниками выполняется как для реальных изображений, так и для отвечающих им виртуальных изображений.

Приведем краткое описание алгоритма. В каждой точке контура вычисляется косинус,

$$\cos \alpha = \frac{p_1 p_2 + \widehat{k}'_1 \widehat{k}'_2}{\sqrt{1 + \widehat{k}_1^2} \sqrt{1 + \widehat{k}_2^2}}$$

угла между прямыми $L_1 : y = \hat{k}_1 x$ и $L_2 : y = \hat{k}_2 x$, проходящими через данную точку и через m пикселей слева и справа от этой точки. В приведенной формуле: $p_1 = 1, p_2 = 1, \hat{k}'_1 = \hat{k}_1, \hat{k}'_2 = \hat{k}_2$, если $\sum_{i=1}^m x_i > 0$. Если же $\sum_{i=1}^m x_i < 0$, то знаки в равенствах меняются на противоположные, то есть $p_1 = -1, p_2 = -1, \hat{k}'_1 = -\hat{k}_1, \hat{k}'_2 = -\hat{k}_2$.

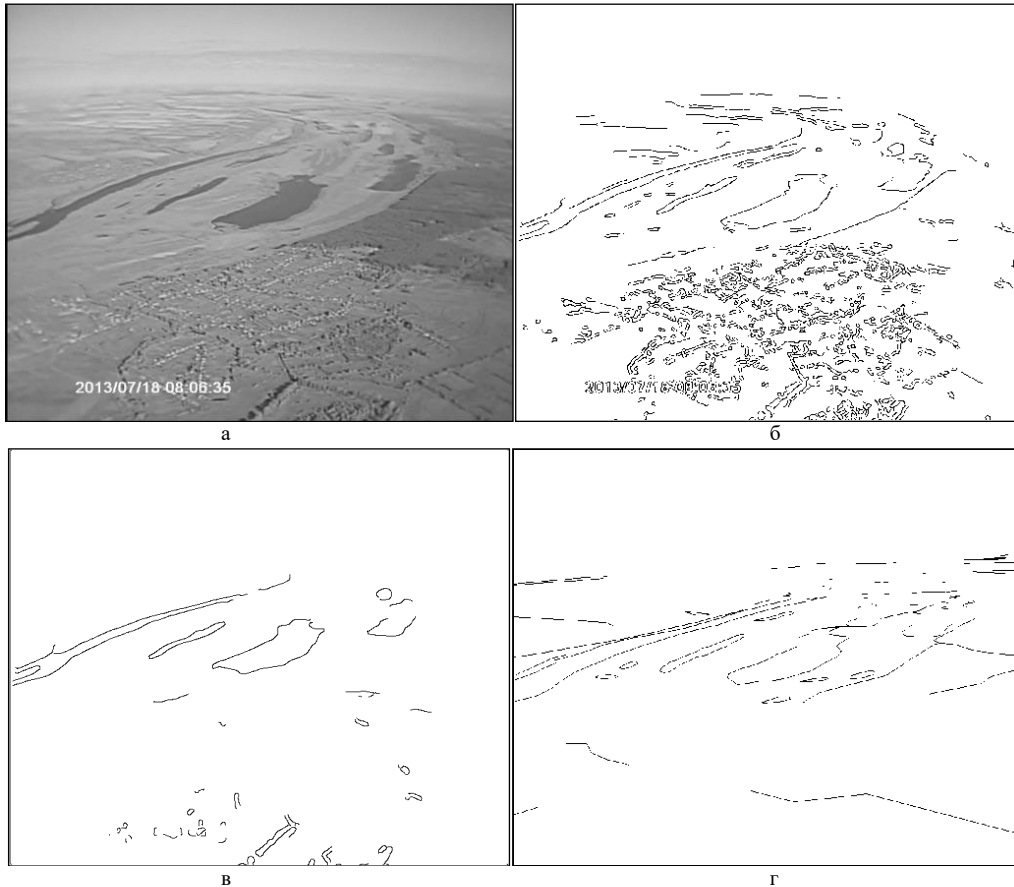


Рис. 1. Изображения на разных стадиях выполнения технологической цепочки:
 а – исходное телевизионное изображение; б – границы, выделенные с использованием детектора Кэнни;
 в – улучшенное контурное изображение; г – синтезированное изображение, построенное по цифровой карте местности.

Оптимальная оценка \hat{k} коэффициента каждой прямой находится как оценка метода наименьших квадратов по формуле

$$\hat{k} = \frac{\sum_{i=1}^m y_i x_i}{\sum_{i=1}^m x_i^2}.$$

В этой формуле $(x_i; y_i)$ – координаты точек $A_i, i = \overline{1, m}$ в подвижной системе координат Oxy для углового коэффициента k_1 и координаты точек $B_i, i = \overline{1, m}$ – для углового коэффициента k_2 .

На рис. 2 приведены многоугольники, аппроксимирующие контуры объектов, представленных на рис. 1, в и рис. 1, г соответственно.

Эксперименты проводились над последовательностью из 13 изображений одного и того же участка земной поверхности, полученных с борта летательного аппарата в течение 4 секунд полета с частотой 25 кадров в секунду. Из последовательности в 100 кадров для анализа был выбран каждый восьмой кадр, то есть всего 13 кадров. Поскольку на виртуальных изображениях для рассматриваемой видеопоследовательности контуры четвертого объекта (на рис. 3 – «уходящее» из кадра озеро в правой части каждого кадра) в конце полета уже не наблюдались, то дальнейшие исследования проводились на основе данных о контурах трех основных объектов: река, старое русло реки и озеро. Исследуемая видеопоследовательность представлена на рис. 3.

Проблему установления в автоматическом режиме взаимно однозначного соответствия между контурами объектов на изображениях в [13] предложено решать с помощью автокорреляционных функций контуров [14]. Там же в [13] приведены результаты апробации аппарата автокорреляционных функций на последовательности однородных телевизионных изображений. Подтверждена работоспособность соответствующего алгоритма. В настоящей статье этот аппарат применяется для установления соответствия между контурами объектов на разнородных изображениях – на реальном телевизионном изображении и отвечающем ему – по навигационным данным – синтезированном изображении.

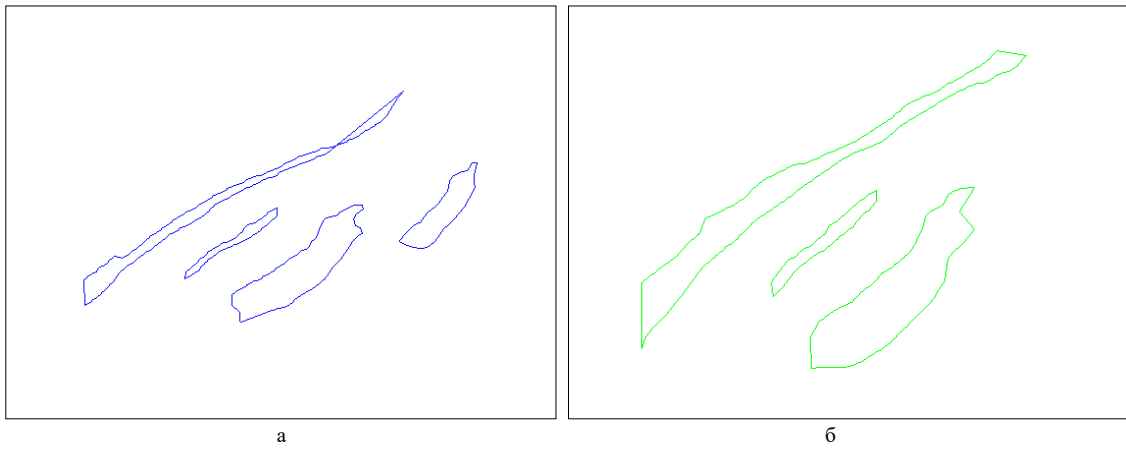


Рис. 2. Контурь основных объектов: а – на реальном изображении; б – на виртуальном изображении.

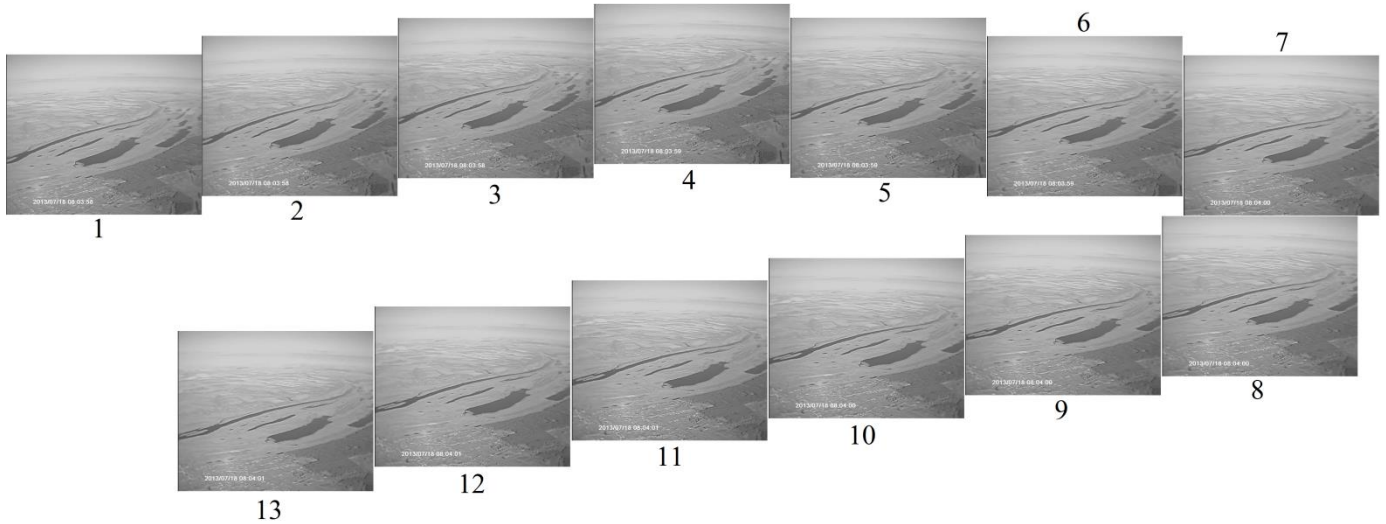


Рис. 3. Исходная последовательность изображений.

Для каждого контура на реальном изображении для соответствующего кадра производится поиск наиболее близкого к нему по форме (наиболее похожего) контура на отвечающем ему виртуальном изображении. И, наоборот, для каждого контура на виртуальном изображении производится поиск наиболее похожего контура на отвечающем ему реальном изображении. Такая взаимная проверка соответствия позволяет отбросить ложные пары.

Для сравнения контуров объектов вычисляются значения автокорреляционных функций [13, 14], которые вводятся следующим образом.

Пусть $\Gamma_{ij} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ – координатное описание j -го контура на i -м кадре. Вводим векторное описание контура $\Gamma_{ij}^{(0)} = \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n\}$, где $\mathbf{a}_k = (x_{k+1} - x_k; y_{k+1} - y_k), k = \overline{1, n-1}, \mathbf{a}_n = (x_1 - x_n; y_1 - y_n)$. Формируем векторные описания контуров $\Gamma^{(1)}, \Gamma^{(2)}, \dots, \Gamma^{(n-1)}$, которые получаются один из другого циклическим сдвигом векторов, то есть

$$\begin{aligned} \Gamma_{ij}^{(0)} &= \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n\} \\ \Gamma_{ij}^{(1)} &= \{\mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3, \dots, \mathbf{a}_n, \mathbf{a}_1\} \\ \Gamma_{ij}^{(2)} &= \{\mathbf{a}_3, \dots, \mathbf{a}_n, \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2\} \quad , \\ &\dots \\ \Gamma_{ij}^{(n-1)} &= \{\mathbf{a}_n, \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_{n-1}\} \end{aligned}$$

Автокорреляционные функции контуров вычисляются по формуле

$$\tau_{ij}(k) = \frac{|\Gamma_{ij}^{(0)}, \Gamma_{ij}^{(k)}|}{(\Gamma_{ij}^{(0)}, \Gamma_{ij}^{(0)})}, i \in \{1, 2, \dots, 13\}, j \in \{1, 2, 3, 4\}, k = \overline{1, n}. \quad (1)$$

Скалярное произведение контуров $\Gamma_{ij}^{(0)}, \Gamma_{ij}^{(k)}$ в составе (1) находится по формуле

$$(\Gamma_{ij}^{(0)}, \Gamma_{ij}^{(k)}) = (\mathbf{a}_1, \bar{\mathbf{a}}_{k+1}) + (\mathbf{a}_2, \bar{\mathbf{a}}_{k+2}) + \dots + (\mathbf{a}_{n-k}, \bar{\mathbf{a}}_n). \quad (2)$$

Скалярные произведения $(\mathbf{a}_m, \bar{\mathbf{a}}_{k+m})$ в составе формулы (2) являются эрмитовыми произведениями. Значит, если $\mathbf{a}_m = u_m + iv_m$, $\mathbf{a}_{k+m} = u_{k+m} + iv_{k+m}$, то $\bar{\mathbf{a}}_{k+m} = u_{k+m} - iv_{k+m}$ и

$$(\mathbf{a}_m, \bar{\mathbf{a}}_{k+m}) = (u_m + iv_m)(u_{k+m} - iv_{k+m}) = u_m u_{k+m} + v_m v_{k+m} + i(v_m u_{k+m} - u_m v_{k+m}). \quad (3)$$

Скалярные произведения контуров $(\Gamma_{ij}^{(0)}, \Gamma_{ij}^{(k)})$ являются комплексными числами для всех $k \neq 0$, а $(\Gamma_{ij}^{(0)}, \Gamma_{ij}^{(0)}) = \|\Gamma^{(0)}\|^2$ – действительное число, так как в соответствии с (2) и (3) $(\Gamma_{ij}^{(0)}, \Gamma_{ij}^{(0)}) = \sum_{m=1}^n (u_m^2 + v_m^2)$.

Автокорреляционные функции $\tau_{ij}(k), k = \overline{1, n}$ вычисляются для каждого j -го контура объекта на каждом i -ом изображении как для реальных изображений, так и для отвечающих им виртуальных изображений.

Полученные автокорреляционные функции $\tau_{ij}(k)$ нельзя сравнивать непосредственно друг с другом, поскольку они представляют собой векторы различной длины. Эта длина совпадает с количеством точек, образующих контур, которое может быть различным. Поэтому автокорреляционные функции далее подвергаются процедуре передискретизации с помощью стандартной функции *resample* языка MATLAB.

Затем вычисляется мера сходства автокорреляционных функций для каждой из 13 пар сравниваемых контуров

$$\Delta m(ij j_\ell) = \sum_{k=1}^{\lfloor n/2 \rfloor} |\tau_{ij}(k) - \tau_{ij_\ell}(k)| \quad i \in \{1, 2, \dots, 13\}, \quad j = \overline{1, 4}, \quad j_\ell = \overline{1, 3}. \quad (4)$$

В формуле (4) индекс i – отвечает номеру кадра в видеопоследовательности, индексы j, j_ℓ – номерам контуров на реальном и виртуальном изображениях соответственно. Соответствие $j \leftrightarrow j_\ell^*$ будем считать установленным для j -го контура реального изображения на i -м кадре, если

$$j_\ell^* = \arg \min_{j_\ell=1,2,3} \sum_{k=1}^{\lfloor n/2 \rfloor} |\tau_{ij}(k) - \tau_{ij_\ell}(k)|$$

Автокорреляционная функция контура является уникальной характеристикой этого контура. Она не меняется при изменениях масштаба, поворотах и сдвигах контура. Справедливо это утверждение и в рассматриваемом случае. На каждом из семи рисунков (рис. 4) приведены графики 13 – по числу кадров – автокорреляционных функций $\tau_{ij}(k)$. На первых четырех рисунках приведены автокорреляционные функции для каждого из четырех замкнутых контуров на реальных изображениях, а на трех последних – автокорреляционные функции каждого из трех контуров на отвечающих им виртуальных изображениях.

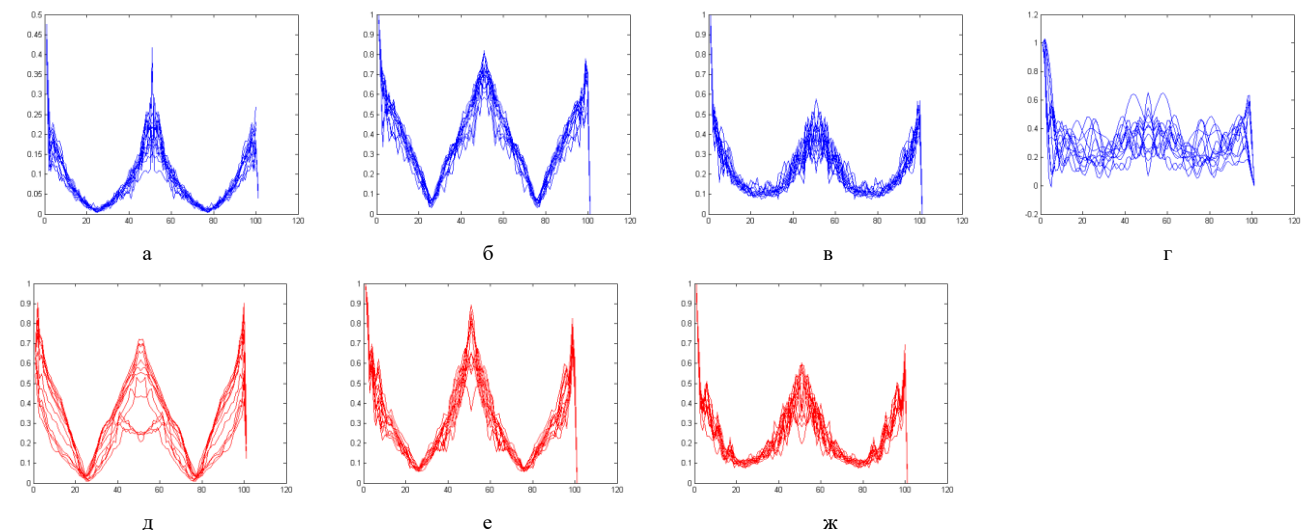


Рис. 4. Автокорреляционные функции контуров основных объектов: а-г – для контуров на реальных изображениях; д-ж – для соответствующих контуров на виртуальных изображениях.

Можно отметить, что для каждого контура (кроме четвертого, который плохо виден на некоторых реальных изображениях) автокорреляционная функция каждого контура имеет характерный вид, который позволяет выделить его из множества других объектов.

При решении задачи совмещения текущего реального ТВ изображения и отвечающего ему изображения, синтезированного по цифровой карте местности, сравниваются автокорреляционные функции всех контуров, но только на этих двух изображениях. Например, $\tau_{1j}(k), j = 1,4$ – автокорреляционные функции каждого из четырех контуров на реальном изображении для первого кадра сравниваются с тремя $\tau_{1j_\ell}(k), j_\ell = 1,3$ автокорреляционными функциями трех контуров на отвечающем ему синтезированном изображении в соответствии с формулой (4). В таблице 1 приведены значения меры сходства $\Delta m(2, jj_\ell)$, вычисленные в соответствии с формулой (4) для контуров второго кадра видеопоследовательности.

Таблица 1. Меры сходства объектов для второго кадра видеопоследовательности

№ объекта на синтезированном изображении	№ объекта на реальном изображении			
	1	2	3	4
1	18,01	6,60	8,33	10,81
2	20,17	6,46	8,75	11,41
3	14,17	11,23	4,24	13,38

Соответствия $2 \leftrightarrow 2, 3 \leftrightarrow 3$ установлены правильно. Соответствие между контурами реки на реальном и виртуальном изображениях устанавливается с ошибкой. Обусловлено это тем, что, во-первых, эти контуры замыкались вручную и, во-вторых, они имеют существенные различия (рис.1,в и рис. 1,г). В дальнейших расчетах соответствие $1 \leftrightarrow 1$ восстановлено вручную.

3.2. Поиск множества ключевых точек, совмещение и оценка качества совмещения

После этапа установления взаимного соответствия между объектами на изображениях требуется для каждой найденной пары объектов установить соответствия между взаимоподобными участками контуров этих объектов. Это нужно для нахождения предполагаемых пар ключевых (соответствующих) точек изображений. Сравнение участков контуров объектов проводилось с использованием алгоритма формирования подконтуров, предложенного в работе [4]. Например, для второго кадра из 13 кадров исходной последовательности было найдено 26 пар соответствующих точек на контурах первого объекта, 14 пар – на контурах второго и 29 пар – на контурах третьего. Далее пары ключевых точек, обнаруженные на контурах объектов, объединяются по всем объектам в единое множество пар ключевых точек для данного кадра. Таким образом, для рассматриваемого кадра всего было найдено 69 пар ключевых точек. Среди этих пар могут быть и ложные.

Одним из самых известных алгоритмов для отбрасывания ложных пар точек является RANSAC [15]. Но его классическая версия использует технологию формирования минимальных наборов пар ключевых точек (не менее четырех точек) случайным образом, и потому дает, как показано в [16], нестабильные результаты. Корректный учет ложных сопоставлений является достаточно трудной задачей, поэтому для ее решения был предложен двухэтапный подход: сначала отбрасываются заведомо ложные сопоставления в рамках алгоритма оценки преимущественного направления, а затем уже используется оптимизированная версия алгоритма RANSAC [17, 18].

Алгоритм оценки преимущественного направления векторов сопоставления ключевых точек контуров реального и синтезированного изображений основывается на достаточно очевидном факте, что при небольших расхождениях, имеющих место при совмещении реального и виртуального изображений, большинство векторов, соединяющих найденные пары точек, должны быть коллинеарны. Значит, можно указать преимущественное направление для указанного множества векторов. Сильно отклоняющиеся от этого направления векторы пар точек можно считать ложными и далее их не учитывать. Результат применения указанного алгоритма проиллюстрирован на рис. 5.



Рис. 5. Результат работы алгоритма оценки преимущественного направления векторов сопоставления.

На рис. 5 отмечены:

- контуры объектов на реальном изображении – синим цветом;
- контуры объектов на виртуальном изображении – зеленым цветом;
- отброшенные алгоритмом пары точек – голубым цветом;
- оставшиеся пары точек – малиновым цветом.

Основные шаги алгоритма поиска преимущественного направления векторов сопоставления состоят в следующем.

1. Получение множества из m предполагаемых пар ключевых точек после сопоставления контуров объектов.

2. Вычисление множества тангенсов углов $\{tg\beta_i\}, i = \overline{1, m}$ наклона отрезков, соединяющих эти точки, по формуле

$$tg\beta_i = \frac{y_2^{(i)} - y_1^{(i)}}{x_2^{(i)} - x_1^{(i)}}, i = \overline{1, m}. \quad (5)$$

3. Выбор параметров μ, σ закона распределения тангенсов углов $\{tg\beta_i\}, i = \overline{1, m}$, считая его стандартным нормальным.

4. Расчет значений верхней и нижней границ для тангенсов углов по формулам:

$$L_1 = \mu - a \cdot \sigma, \quad L_2 = \mu + a \cdot \sigma, \quad (6)$$

где a – настраиваемый параметр алгоритма.

5. Выбор номеров предполагаемых пар соответствующих точек, удовлетворяющих условию

$$L_1 \leq tg\beta_i \leq L_2, i = \overline{1, m}, \quad (7)$$

для дальнейшей обработки.

Исследования показали, что применение описанного алгоритма существенно улучшает качество совмещения контуров объектов.

На рис. 6 изображена гистограмма тангенсов углов $\{tg\beta_i\}, i = \overline{1, m}$ с подобранным законом распределения.

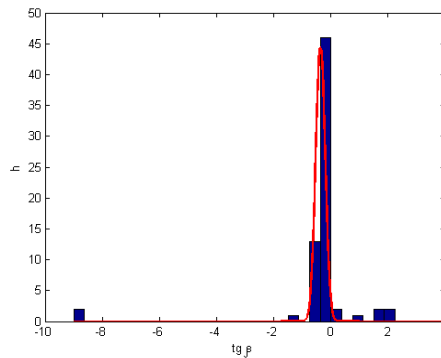


Рис. 6. Распределение тангенсов углов наклона векторов.

В данном случае преимущественное направление векторов сопоставления описывается углом с тангенсом, равным $-0,37$. Для настраиваемого параметра алгоритма a было выбрано значение $0,9$.

Выбранные с помощью разработанного алгоритма предполагаемые ключевые точки далее обрабатываются с помощью оптимизированной версии алгоритма RANSAC, обладающей свойством робастности. Для оставшегося множества из 63 пар ключевых точек была получена следующая матрица гомографии:

$$H = \begin{pmatrix} 1,04 & -0,18 & 32,07 \\ 0,01 & 0,73 & 31,11 \\ -0,00 & -0,00 & 1,00 \end{pmatrix}. \quad (8)$$

Как известно, аффинные преобразования плоскости (сдвиг вдоль вектора, поворот, изменение масштаба), не учитывают проективные искажения, которые неизбежно возникают при съемках земной поверхности с борта воздушного судна. Проективные преобразования плоскости описываются парой дробно-линейных функций

$$\begin{cases} x = \frac{h_{11}x' + h_{12}y' + h_{13}}{h_{31}x' + h_{32}y' + 1} \\ y = \frac{h_{21}x' + h_{22}y' + h_{23}}{h_{31}x' + h_{32}y' + 1} \end{cases}. \quad (9)$$

Здесь (x, y) – координаты точки на реальном изображении, а (x', y') – координаты отвечающей ей точки на виртуальном изображении. Для каждой пары ключевых точек $X_i = (x_i, y_i)^T$ и $X'_i = (x'_i, y'_i)^T, i = \overline{1, k}$ в соответствии с формулами (9) можно составить пару уравнений

$$\begin{cases} x_i x'_i h_{31} + x_i y'_i h_{32} + x_i = x'_i h_{11} + y'_i h_{12} + h_{13}, \\ y_i x'_i h_{31} + y_i y'_i h_{32} + y_i = x'_i h_{21} + y'_i h_{22} + h_{23}. \end{cases} \quad (10)$$

Уравнения (10) получаются из формул (9) в результате умножения обеих частей этих уравнений на выражение в знаменателе, т.е. на $h_{31}x'_i + h_{32}y_i + 1$. Неизвестными в системе уравнений (10) являются 8 элементов h_{ij} , которые могут быть записаны в виде матрицы

$$H = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{pmatrix}.$$

Матрица H называется матрицей гомографии. В однородных координатах система уравнений (10) записывается с ее помощью следующим образом $X = HX'$ в матричной форме и

$$\begin{pmatrix} \lambda x_i \\ \lambda y_i \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{pmatrix} -$$

в координатной форме. Здесь $\lambda = h_{31}x'_i + h_{32}y_i + 1$.

Для вычисления матрицы гомографии использовался алгоритм, описанный в [16]. Матрица гомографии H в этом алгоритме строится сначала по всему множеству пар ключевых точек. Затем осуществляется совмещение изображений с оценкой евклидовых расстояний $\rho(X_i, HX'_i)$, $i=1, k$ между ключевыми точками одного контура и отвечающими им образами точек другого контура. Если расстояние между некоторой парой (парами) точек оказывается больше порогового значения (среднее расстояние, скорректированное на некоторое значение среднеквадратической ошибки), то эта пара (пары) исключается из исходного множества пар ключевых точек, вновь строится оценка матрицы гомографии и осуществляется анализ полученного преобразования. Последовательное уточнение матрицы гомографии осуществляется до тех пор, пока не будет получено качественное соответствие между изображениями. Как правило, требуется не более 2-4 итераций.

Оценка качества совмещения изображений производилась с помощью показателя α , введенного в работе [16]. Скользящее окно выбранного размера (в рассматриваемом эксперименте 5×5) перемещается по строкам изображения. Как только информативная точка первого изображения попадает в центр этой окрестности, то ищутся и помечаются информативные пиксели второго изображения, попавшие в эту окрестность и не помеченные на предыдущих этапах. После того, как выполнено сканирование всего изображения, подсчитывается число m_i помеченных точек совмещаемого (второго) контура и находится отношение этого числа к общему числу информативных точек M_i первого контура, то есть

$$\alpha = \frac{\sum_i m_i}{\sum_i M_i}$$

Результаты оценки качества совмещения при реализации всей технологической цепочки для последовательности из 13 кадров приведены в таблице 2.

Таблица 2. Результаты оценки качества совмещения

Номер пары кадров	Показатель α до совмещения	Показатель α после совмещения	Изменение показателя α , абсол./в проц.	Экспертная оценка качества совмещения
1	0,281	0,396	0,115/ 40,9%	Улучшилось
9	0,282	0,345	0,063/ 22,3%	Улучшилось
17	0,247	0,368	0,121/ 49,0%	Улучшилось
25	0,231	0,340	0,109/ 47,2%	Улучшилось
33	0,232	0,388	0,156/ 67,2%	Улучшилось
41	0,334	0,307	-0,027/ -8,1%	Незначительно ухудшилось
49	0,300	0,359	0,059/ 19,7%	Улучшилось
57	0,313	0,360	0,047/ 15,0%	Улучшилось
65	0,229	0,351	0,122/ 53,3%	Улучшилось
73	0,324	0,320	-0,004/ -1,2%	Практически не изменилось
81	0,279	0,389	0,110/ 39,4%	Улучшилось
89	0,261	0,326	0,065/ 24,9%	Улучшилось
97	0,194	0,313	0,119/ 61,3%	Улучшилось
Средние значения	0,268	0,351	0,083/ 31,0%	

На 11-и парах из 13-и пар разнородных изображений удалось добиться определенного улучшения качества совмещения по сравнению с простым наложением контуров друг на друга. На 73-м кадре применение проективного преобразования оставило синтезированное изображение практически без изменения, а на 41-м кадре имеет место незначительное ухудшение качества совмещения. Усредненная оценка качества непосредственного наложения (до совмещения) контуров виртуального изображения на реальное изображение по 13 кадрам равна 0,268. Среднее значение показателя качества совмещения виртуального и реального изображения после преобразования виртуального изображения к плоскости реального с помощью описанной технологии равно 0,351.

Пример результатов совмещения реального и виртуального изображений представлен на рис. 7.

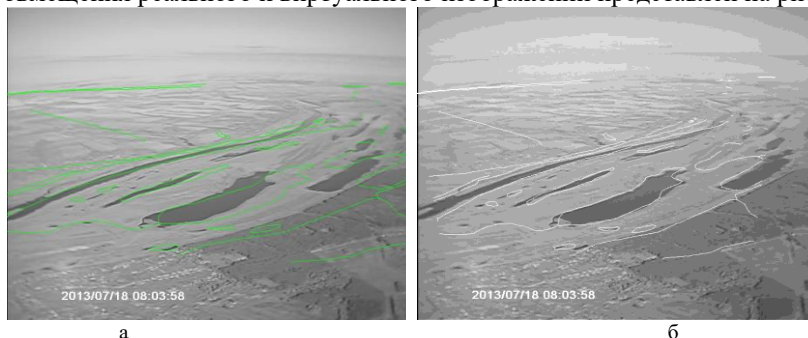


Рис. 7. Совмещение реального и виртуального изображений: а – результат наложения; б – результат совмещения.

4. Заключение

Полученные результаты в целом свидетельствуют о работоспособности предлагаемого подхода. При этом наиболее важным в данной технологии является нахождение корректной матрицы гомографии для совмещения реального и виртуального изображений. А это в полной мере зависит от того, насколько корректно были найдены пары ключевых точек. Повышение стабильности ее нахождения достигается за счет описанной в предыдущем подразделе двухэтапной технологии устранения ложных пар ключевых точек.

Вместе с тем, рассмотренный подход пока не удалось автоматизировать на всех этапах его реализации. Наиболее критичным в этом отношении, по-прежнему, остается этап корректного формирования множества пар ключевых точек.

Литература

- [1] Ефимов, А.И. Алгоритмы автоматической идентификации объектов на разнородных изображениях и совмещения изображений / А.И. Ефимов, А.И. Новиков (в настоящем сборнике).
- [2] Грузман, И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах / И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых, Г.И. Перетрагин, А.А. Спектор. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. – 351 с.
- [3] Гонзалес, Р. Цифровая обработка изображений. Издание 3-е, исправленное и дополненное / Р. Гонзалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
- [4] Velkamp, R.C. Shape Matching: Similarity Measures and Algorithms / R.C. Velkamp // Proc. of International Conference on Shape Modeling and Applications, SMI 2001. Genova, 2001. – Pp. 188–197.
- [5] Belongie, S. Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts / S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2002. – Vol. 24. – No. 24. – Pp. 509–522.
- [6] Zhao, L. Shape Matching Algorithm Based on Shape Contexts / L. Zhao, Q. Peng and B. Huang // IET Computer Vision. – 2015. – Vol. 9. – No. 5. – Pp. 681–690.
- [7] Chatbri, H. Shape Matching Using Keypoints Extracted from Both the Foreground and the Background of Binary Images / H. Chatbri, K. Davila, K. Kameyama and R. Zanibbi // International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA). – Orleans, 2015. – Pp. 205–210.
- [8] Su, Y. Contour Guided Hierarchical Model for Shape Matching / Y. Su, Y. Liu, B. Cuan and N. Zheng // IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). – Santiago, 2015. – Pp. 1609–1617.
- [9] Donoser, M. Efficient Partial Shape Matching of Outer Contours / M. Donoser, H. Riemenschneider, and H. Bischof // Proc. of Asian Conference on Computer Vision (ACCV). – 2009. – Vol. 5994 of the book series Lecture Notes in Computer Science (LNCS). – Pp. 281–292.
- [10] Ramachandran, G. A Combined Distance Measure for 2D Shape Matching / G. Ramachandran // International Conference on Computer Vision and Image Analysis Applications. – Sousse, 2015. – Pp. 1–5.
- [11] Canny, J. A Computational Approach to Edge Detection / J. Canny // IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence. – November, 1986. – Vol. PAMI-8. – Pp. 679–698.
- [12] Sablina, V.A. Contour Analysis Application for Object Detection in Aerial Image Sequence / V.A. Sablina, A.I. Novikov, M.B. Nikiforov, and A.A. Loginov // 3rd Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO) Proceedings. – Budva, Montenegro, 2014. – Pp. 102–107.
- [13] Efmov, A.I. Image Superimposition Technique in Computer Vision Systems Using Contour Analysis Methods / A.I. Efmov, A.I. Novikov, and V.A. Sablina // 5th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO 2016) Proceedings. – Bar, Montenegro, 2016. – Pp. 132–137.
- [14] Фурман, Я.А. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов / Я.А. Фурман, А.В. Кревецкий, А.К. Передрев, А.А. Роженов, Р.Г. Хафазов, И.Л. Егошина, А.Н. Леухин. – М.: Физматлит, 2003. – 592 с.
- [15] Fischler, M.A. Random Sample Consensus: A Paradigm for Mod Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography / M.A. Fischler and R.C. Bolles // Communications of the ACM. – 1981. – Vol. 24. – No. 6.
- [16] Ефимов, А.И. Алгоритм поэтапного уточнения проективного преобразования для совмещения изображений / А.И. Ефимов, А.И. Новиков // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, № 2. – С. 258–266. – DOI: 18287/2412-6179-2016-40-2-258-266.
- [17] Hast, A. Optimal RANSAC – Towards a Repeatable Algorithm for Finding the Optimal Set / A. Hast, J. Nysjö, and A. Marchetti // Journal of WSCG. – 2013. – Vol. 21(1). – P. 21–30.
- [18] Kovesei, P. MATLAB and Octave Functions for Computer Vision and Image Processing [Electronic resource]. – Access mode: <http://www.peterkovesei.com/matlabfns/index.html> (14.01.2017).