

---

УДК 519.92

## **Совмещение инфракрасных изображений с изображениями видимого диапазона в задачах идентификации подвижных наземных целей с борта беспилотного летательного аппарата**

**Казбеков Б. В.**

*Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет),*

*МАИ, Волоколамское шоссе, 4, Москва, А-80, ГСП-3, 125993, Россия*

*e-mail: kazbekov@gmail.com*

### **Аннотация**

В статье описаны методы формирования информативных признаков изображений. Проведен сравнительный анализ методов и обоснован выбор признакового описания изображений. Исследована устойчивость признакового метода к типовым искажающим факторам, возникающим при съемке с борта беспилотного летательного аппарата (БЛА). Обосновано использование совместного анализа изображений видимого и инфракрасного диапазонов.

### **Ключевые слова**

представление изображения, ключевые признаки изображения, инфракрасные (ИК) изображения, идентификация подвижных объектов

### **Введение**

Системы обработки и анализа видеоинформации все более интенсивно применяются в различных областях человеческой деятельности. Наиболее широкое распространение они получили в таких задачах, как навигация, космический мониторинг Земли, контроль качества и количества производимой продукции, обеспечение безопасности различных объектов, передача и хранение видеоданных, медицинские и военные приложения.

Одним из направлений при создании систем анализа и обработки видеоинформации является разработка бортовых систем видеослежения, которые предназначены для установки на мобильных носителях, таких как самолеты, вертолеты, корабли, автомобили или танки. Из характерных черт систем данного класса можно выделить, в первую очередь, необходимость работы в реальном масштабе времени. Также эти системы должны функционировать в

полуавтономном режиме, требуя от оператора минимума действий и предоставляя ему информацию в наиболее удобной форме.

При разработке бортовых систем видеослежения, установленных на БЛА, возникает целый класс задач, связанных с проблемами обнаружения, выделения и сопровождения объектов, находящихся в поле зрения датчика изображений. Примерами таких объектов могут служить различные летательные аппараты, автотранспорт, суда, люди и т.п. При этом поле зрения видеодатчика подвижно, а априорная информация о характеристиках объектов обычно довольно скудна и в лучшем случае включает в себя лишь приблизительные размеры объектов и характер их перемещения.

Между тем видеодатчик, расположенный на корпусе мобильного носителя (БЛА), перемещается в пространстве вместе с носителем, помимо того, его ориентацию в пространстве можно изменять с помощью устройства позиционирования. Зачастую датчик изображения испытывает воздействие вибраций различной природы. Из-за влияния перечисленных факторов, формируемые им изображения, подвергаются искажениям. Они затрудняют, а иногда делают совершенно невозможным решение многих задач: обнаружение подвижных объектов, разделение и параметризация сопровождаемых объектов, расположенных близко друг к другу, анализ траекторий сопровождаемых объектов. Вдобавок искажения, вызванные вибрациями корпуса носителя, существенно усложняют работу оператора системы, в связи с чем возникает задача стабилизации наблюдаемого изображения.

Природные явления, такие, как дождь, снег, туман, ветер и т.д. могут вносить заметный элемент зашумления и колебания в изначально неподвижную сцену, создавать сильные помехи, частично закрывая поля зрения камеры. Все это делает алгоритмы, отлично работающие в одних условиях, совершенно непригодными для других.

Подводя итог вышесказанному, следует отметить, что, хотя и имеется большое количество разработанных алгоритмов, область все еще является плохо исследованной. При разработке системы будут учитываться большинство имеющихся методов, необходимых для обнаружения движения и выделения объектов.

Наиболее важной особенностью задачи обработки информации, получаемой с датчиков, расположенных на борту БЛА, с целью идентификации объектов, находящихся на изображении, является отсутствие для исследуемых реальных ситуаций или объектов сколько-нибудь адекватных математических моделей, на базе которых можно было бы вести расчеты и получать количественные или качественные выводы.

## **Исследование и выбор методов отбора информативных признаков изображений**

Проблема распознавания изображений, получаемых с борта БЛА, сложна и многогранна, т.к. изображения обладают большой информационной емкостью и априорной неопределенностью (могут содержать произвольные объекты и быть сформированными с помощью сенсоров различных типов), а также большой изменчивостью (изменение ракурса или освещения приводит к изменению значений одновременно во всех элементах изображения) [1]. Кроме того, объекты, которые могут присутствовать на изображениях, обычно входят в сложные иерархические отношения типа "часть-целое" и "частное-общее". Именно сложность решения общей задачи распознавания изображений ведет к разработке большого числа частных методов.

Из-за большого разнообразия существующих методов возникает вопрос об их сходстве и различии и эффективности применения при решении той или иной задачи. Определяющим моментом в выборе метода распознавания является представление исходного изображения. Под представлением обычно понимается формальная система, содержащая алгоритмы для получения в явном виде описаний объектов заданного класса [2, с. 36].

Основными видами представлений являются:

- низкоуровневые [3];
- признаковые [4, 5];
- контурные [6];
- структурные [1, 7].

Тип промежуточного представления изображений не является исчерпывающей характеристикой метода распознавания изображений. К примеру, важен также подход к заданию критерия качества и алгоритм оптимизации критерия качества [8].

Представления на пиксельном уровне являются исходными для любых приложений интерпретации изображений в информационно-телекоммуникационных системах. Именно потому, что это представление является общим для различных задач компьютерной обработки изображений, часто говорят, что "изображения – это массивы пикселей" [9]. Однако стоит отделять изображение (содержание) от его конкретного представления (формы).

Представления на пиксельном уровне содержат в себе всю имеющуюся информацию о наблюдаемой сцене, но в форме, неудобной для автоматического анализа [10, с. 12]. В частности, такие представления редко используются для распознавания или сопоставления

изображений. Это и вызывает необходимость привлечения других представлений изображений с целью извлечения содержащейся в них релевантной информации.

### Функциональные методы

При использовании функциональных моделей изображение интерпретируется как функция из некоторого (например, Гильбертова) пространства:

$$f:G \rightarrow V, G \subseteq R^n, V \subseteq R^m, \quad (1)$$

где  $G$  – область определения функции, а  $V$  – область ее значений. Величина  $n$  – размерность изображения (обычно равная двум), а  $m$  – размерность вектора значений, хранящихся в каждом пикселе. Например, для полутоновых изображений  $m = 1$ , а для цветных RGB изображений  $m = 3$ .

Функциональное представление является базовым для проведения таких операций над изображениями, как пространственное преобразование изображений, преобразования интенсивности, фильтрация и др. Пространственное преобразование изображения (масштабирование, вращение и т.д.) осуществляется с помощью преобразования координат в области  $G$ :

$$f_2(x') = f(g(x)), g:G \rightarrow G_2, \quad (2)$$

где  $g$  – функция, ставящая в соответствие каждой точке из области определения  $G$  исходного изображения  $f$  точку в области определения  $G_2$  преобразованного изображения  $f_2$ .

Преобразование интенсивности или преобразования цвета (если  $V$  – это цветовое пространство) может быть представлено следующим образом:

$$f_2(x) = h(f(x)), h:V \rightarrow V_2, \quad (3)$$

где  $h$  – функция, зависящая только от значения функции  $f$  в данной точке и ставящая в соответствие этому значению новое значение, возможно, из другой области  $V_2$ .

Часто привлекаемой операцией над изображениями является линейная фильтрация, которая представима в виде свертки с некоторым ядром  $\varphi$ :

$$f_2 = T(f) = f \otimes \varphi, (f \otimes \varphi)(x) = \int_G f(y)\varphi(x-y)dy. \quad (4)$$

Функциональные представления изображений, как правило, инвариантны к сравнительно простым преобразованиям изображений, поэтому ограничена сфера их применения и, соответственно, данные методы не могут быть использованы при решении задачи идентификации подвижных наземных целей с борта БЛА.

## Представления на основе случайных полей

Продуктивной концепцией является представление изображений как выборочных функций (реализаций) случайного процесса. Такие модели являются более общими, чем функциональные, так как представляют изображения некоторыми случайными функциями, по отношению к которым детерминированные функции являются частным подклассом. Однако зачастую модели на основе случайных полей описывают статистические свойства изображений, не отражая при этом их пространственной структуры [11].

Использование стохастических моделей изображений позволяет использовать в качестве меры сходства вместо корреляции взаимную информацию, вычисляемую через энтропию  $H$ :

$$i(f_1(x), f_2(T(x))) = H(f_1(x)) + H(f_2(T(x))) - H(f_1(x), f_2(T(x))), \quad (5)$$

где  $T$  – некоторое пространственное преобразование, а вычисления энтропии некоторой случайной величины и совместной энтропии двух случайных величин осуществляются как:

$$H(f) = -\sum_f p(f) \log_2 p(f) \text{ и } H(f_1, f_2) = -\sum_{f_1} \sum_{f_2} p(f_1, f_2) \log_2 p(f_1, f_2). \quad (6)$$

Величина взаимной информации является инвариантной к произвольным глобальным (не зависящим от координат) преобразованиям яркости изображений, а не только к линейным преобразованиям, как это имеет место в случае корреляции, что делает эту меру сходства существенно более универсальной. К сожалению, при этом оказывается необходимым вести поиск в пространстве параметров преобразования, что уже для преобразования подобия может оказаться проблематичным в силу увеличения размерности пространства параметров.

Стоит отметить, что одним из основных требований к разрабатываемой бортовой системе идентификации является работа системы в режиме времени близком к реальному. Это требование накладывает ограничения на вычислительные затраты и объемы вычислений конечных алгоритмов обработки видеоданных бортовой системы, именно поэтому использование представлений изображения на основе случайных полей для получения конечного результата является невозможным.

Таким образом, функциональные и стохастические модели преимущественно используются на предварительном этапе обработки изображений и построения описаний последующих уровней (признакового, контурного, структурного), либо для задач распознавания изображений, обладающих малой изменчивостью.

## Контурные методы

Низкоуровневые представления позволяют добиться инвариантности только по отношению к весьма ограниченным классам преобразований. Изменчивость других типов, вызванная, например, сменой сенсора или собственными изменениями объекта, оказывается трудно формализуемой, так как существенно зависит от свойств объектов, образующих наблюдаемую сцену. Важной характеристикой изображения при этом являются пространственные взаимосвязи между его элементами, образующими иерархическую структуру.

Под контуром обычно понимается местоположение локального изменения или резкого перепада яркости на изображении [12]. При этом подразумевается, что такие перепады возникают на границах объектов. Классическими операторами, служащими для этой цели, являются операторы Робертса [13], Превитт [14], Собела [15, с. 291] и др. Широко применяются и другие подходы к обнаружению контуров, такие как, например, предложенные Канни [16], Дерришем [17], Линденбергом [18] и др. (см. [19, 20]).

Таким образом, построение градиентного поля изображения основывается на какой-либо математической модели. Затем осуществляется выделение контуров как цепочек максимумов на этом поле. Однако возникает проблема обоснования формализации понятия контура (о существовании этой проблемы свидетельствует разнообразие подходов к обнаружению контуров).

Как правило, приводятся следующие аргументы в пользу привлечения контуров [6]:

- контур является концентратором информации в изображении;
- контур полностью характеризует форму объектов на изображении;
- контуры объекта, в отличие от его остальных точек, устойчивы на изображениях, полученных в разное время, разных ракурсах и при смене датчика;
- контурные точки составляют незначительную часть всех точек изображения, поэтому работа с ними позволяет резко сократить объем вычислений.

При идентификации объекта по средствам контурного анализа, важна целостность и неразрывность контура или возможность их восстановления (например, исходя из соображений симметрии контура). Но, как было сказано ранее, изображения, полученные с борта БЛА, подвергаются большому числу искажающих и зашумляющих факторов, что, в большинстве случаев, делает невозможным применение контурного анализа в задачах идентификации подвижных наземных целей с борта БЛА, а может быть использован, как вспомогательный анализ полученных данных.

## Структурные методы

Если исходные изображения можно считать (как правило) двумерным сигналом, контуры на изображениях – одномерным сигналом, то следующие по уровню абстракции промежуточные символичные представления изображений являются безразмерными (или, условно, с размерностью, равной нулю). Однако способы получения таких представлений могут быть разными.

При структурном сопоставлении изображений, как правило, производится поиск соответствий между структурными элементами с учетом их взаимного расположения, типа, размеров, взаимной ориентации и т.д. Поиск может осуществляться перебором возможных комбинаций соответствий [21], методами эволюционных вычислений [22], нейронными сетями [23], методами итеративной оптимизации [24], с помощью преобразования Хо [25] и т.д. Иными словами, в структурных методах вместо поиска в пространстве параметров пространственного преобразования производится поиск в пространстве вариантов соответствий структурных элементов.

К сожалению, в большинстве случаев привлекаемые структурные представления не полностью инвариантны по отношению условиям формирования изображений. В связи с этим, на изображениях, полученных в разных условиях, структурные элементы выделяются по-разному, что уменьшает вероятность корректного сопоставления и снижает его точность. Таким образом, структурные представления являются узконаправленными и их применение при идентификации подвижных объектов с борта БЛА не позволит автоматизировать решение поставленной задачи и потребует постоянной отладки и контроля параметров со стороны оператора. Тем не менее, структурные методы принято считать одними из наиболее робастных [8]. В частности, с помощью структурных методов могут сопоставляться аэрокосмические изображения, полученные с помощью сенсоров различных типов и в разные сезоны [21], что является существенным при построении геоинформационных систем. Также в рамках данного подхода могут сопоставляться [1] изображения с векторной моделью или наброском, сделанным от руки, что может быть использовано для извлечения изображений из баз данных по содержанию.

В то же время, из-за отсутствия общей и ясной теории построения структурных представлений создание системы структурного распознавания изображений может быть сопряжено с определенными трудностями. В ряде случаев из-за потери большого количества информации в процессе построения структурных описаний происходит чрезмерное обобщение, в результате чего могут отождествляться изображения с разным содержанием.

## Признаковые методы

Признаковые методы — наиболее разработаны в теории распознавания образов. Они основаны как на статистических, так и детерминированных подходах. Признак определяется как функция от значений, содержащихся в одном или более пикселях, и вычисляется так, что численно выражает некоторую значимую характеристику объекта [26]. Главную трудность в признаковых методах составляет выбор признаков. Перечислим наиболее важные требования к признакам, используемым для решения задачи распознавания изображений:

1. Признак должен быть информативным, т.е. содержать информацию, существенную для данного изображения в контексте решаемой задачи, и способствовать правильной классификации объектов.
2. Признак должен допускать обработку алгоритмом распознавания изображений, т.е. иметь формат, приемлемый для выбранного алгоритма распознавания.
3. Признак должен позволять строить модель изображения.
4. Признак должен входить в минимальный набор признаков (или модель изображения), отражающий специфику распознаваемого объекта в контексте задачи.
5. Временная сложность вычисления признака не должна превышать выгоды от его использования для решения данной задачи.

Описание некоторого изображения или каких-то его областей совокупностью признаков позволяет применять дискриминантные методы распознавания образов, поэтому признаковый подход наиболее широко используется в распознавании объектов [27-29] или текстур [30, 31], принадлежащих ограниченному числу классов, то есть в условиях низкой априорной определенности. Признаковые методы применяются в целях распознавания только в тех случаях, когда удастся построить инвариантные признаки. После того как признаки выбраны, для решения задач распознавания изображений может быть использован математический аппарат распознавания образов.

Использование инвариантных признаков позволяет осуществить распознавание объектов или категоризацию (например, разделение по сюжетам) изображений в достаточно широком круге приложений, в частности, в задачах распознавания [32-34], описания сложных сцен или объектов, подверженных сложным типам изменчивости, что делает возможным применения данных методов в задачах идентификации подвижных наземных целей с борта БЛА. Наибольший интерес представляет дескриптивный подход к анализу и пониманию изображений. Фундаментальными составляющими дескриптивного подхода являются формальные представления изображений (классы моделей изображений и

признаковых описаний изображений), порождающие дескриптивные деревья, понятие эквивалентности изображений и дескриптивные алгебры изображений.

Признаковые методы обладают наибольшей степенью инвариантности и применимы к широким предметным областям с большой изменчивостью изображений, что делает их использование в задачах распознавания изображений наиболее перспективными.

Признаковое распознавание изображений может оказаться весьма ресурсоемким из-за необходимости вычисления большого количества признаков и их последующего сравнения. Однако при наличии перспективных искажений или сложных типов изменчивости объектов на изображениях альтернативу признаковым методам найти затруднительно.

Повышение эффективности признаковых методов может быть достигнуто за счет предварительной фильтрации изображений с целью устранения шумов.

### **Применение признаковых методов в задаче идентификации подвижных наземных объектов в видеопотоке, получаемом с борта БЛА. Исследование устойчивости методов к типовым искажающим факторам, возникающим при съемке с борта БЛА**

Выделенные признаки должны быть инвариантны к целому ряду преобразований, которыми сопровождается съемка подстилающей поверхности с борта БЛА. К такого рода преобразованиям можно отнести: поворот и изменение масштаба изображения, изменение освещённости и изменение положения точки обзора. Признаки весьма характерны, в том смысле, что один признак может с высокой степенью вероятности отличаться от других, при поиске в больших базах данных с множеством картинок.

Алгоритм, описанный ниже, преобразовывает информацию об изображении в локальные особенности с инвариантными к масштабу координатами. Важным аспектом такого подхода является генерация большого числа признаков, которые плотно покрывают изображение по всему диапазону местоположений и масштабов. Стоит отметить, что количество признаков чрезвычайно важно для распознавания объектов, где для возможности нахождения маленьких объектов на фоне требуется как минимум корректное сравнение 3-х признаков для надежной идентификации.

Для сравнения и распознавания изображений признаки извлекаются из множества изображений и хранятся в базе данных. Каждое новое изображение сравнивается с другими путем индивидуального сравнения каждого признака с признаками изображений в базе данных и нахождения соответствий, базируясь на Евклидовом расстоянии между векторами, описывающими признаки.

Найти совпадение двух объектов или изображений можно путем фильтрации множества изображений с подмножеством признаков с учетом масштаба, ориентации, положения точек на новом изображении. Вероятность того, что несколько особенностей будут совпадать по этим параметрам намного меньше, чем вероятность несовпадения некоторого признака.

### **Необходимость совмещения изображений видимого и ИК диапазонов**

Подробный алгоритм решения задачи идентификации подвижных объектов в видеопотоке, получаемом с борта БЛА был описан ранее [35]. В данной статье приведем лишь основные этапы работы этого алгоритма:

Первый этап – обработка первичного изображения, позволяющая повысить визуальное качество обрабатываемого изображения.

Второй этап – определение и учет межкадрового сдвига изображений. На данном этапе происходит вычисление точечных особенностей изображения алгоритмом SIFT. Производится сопоставление изображений, путем сравнения координат найденных точек на изображениях. Вычисляется средний вектор смещения одного кадра относительно другого. Вычисляется значение сдвига и проводится совмещение изображений, полученных на соседних кадрах.

Третий этап – вычисление разности, т.е. вычитание из текущего кадра, кадра предыдущего, что позволяет определить области, содержащие подвижные объекты.

Четвертый этап – производится поиск границ найденного объекта, выделение группы связанных пикселей, как единого объекта и выставление строка вокруг группы пикселей, принадлежащих обнаруженному объекту.

Пятый этап, заключительный – определение параметров обнаруженного объекта. Принятие решения о принадлежности найденного объекта к тому или иному классу.

При решении задачи идентификации подвижных наземных целей по анализу видеопотока, получаемым с борта БЛА, возникает проблема ложного определения объекта. Поэтому, при нахождении подвижного объекта в видеопотоке, необходимо максимизировать вероятность правильного обнаружения объекта, при минимальной частоте ложных тревог. При этом необходимо с высокой точностью выделить сигнал от объекта наблюдения и отсеять шум, присутствующий в видеопотоке. Повысить вероятность обнаружения возможно путем совместного анализа изображений полученных в видимом и ИК диапазонах.

При анализе ИК изображения используются те же алгоритмы, что и при анализе изображений видимого диапазона. Это позволяет производить необходимые операции обработки изображений параллельно, тем самым повышая производительность работы алгоритма.

На этапе совмещения изображений в сравнении участвуют лишь те области изображения, в которых предположительно находится подвижный объект. Тем самым удается избежать повторной обработки целиком всего изображения, что существенно сокращает вычислительные операции.

Сравнительный график зависимости ложных тревог от количества обработанных кадров при совместном анализе изображений и без него приведен на рисунке 1.

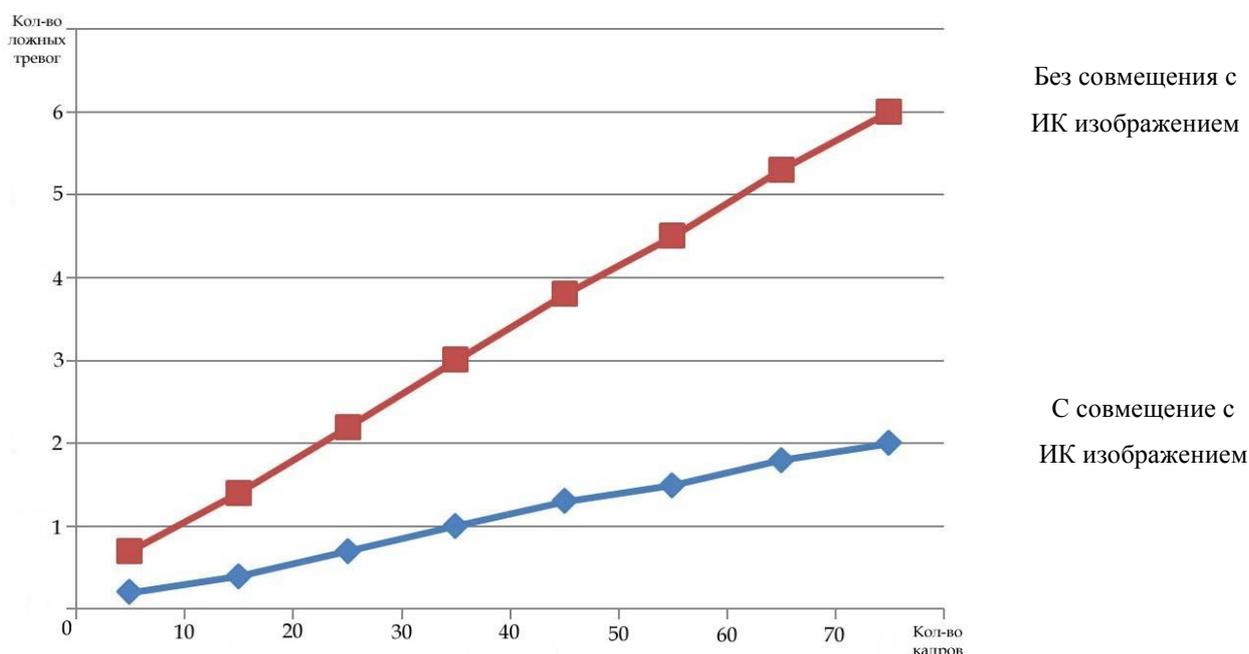


Рис. 1

## Заключение

Подводя итог, хотелось бы заметить, что использование параллельного анализа ИК изображений позволяет сократить количество ложных тревог почти в 3 раза, что подтверждается проведенными экспериментами. Стоит также отметить, что на этапе совместного анализа ИК изображений и изображений видимого диапазона определение типа объекта не производится, а устанавливается факт движения наземного объекта. Такой подход позволяет быстро и эффективно находить подвижные объекты с борта БЛА, не углубляясь в анализ самого объекта.

## Библиографический список

1. Hörster E., Lienhart R., Slaney M. Image retrieval on large-scale image databases // Proc. 6th ACM int. conf. on Image and Video Retrieval, CIVR 2007. 2007. P. 17–24.
2. Потапов А.С. Исследование представлений изображений на основе принципа репрезентационной длины описания // Изв. вузов. Приборостроение. 2008. Т. 51. № 7. С. 3–7.
3. Марр Д. Зрение. Информационный подход к изучению представления и обработки зрительных образов: М., Радио и связь. 1987. 400 с.
4. Chan T.F., Shen J., and Vese L. Variational PDE models in image processing // Notice Amer. Math. Soc. 2003. V. 50. P. 14–26.
5. Lei B.J., Hendriks E.A., Reinders M.J.T. On feature extraction from images // Technical Report, Deliverable 2.1.1.2.A+B, MCCWS project, Information and Communication Theory Group. TU Delft. 1999. 57 p.
6. Baker S. Design and Evaluation of Feature Detectors: PhD thesis. Columbia University. 1998. 167 p.
7. Фурман Я.А. и др. Введение в контурный анализ и его приложения к обработке изображений и сигналов: М., Физматлит, 2002. 592 с.
8. Brown L.G. A survey of image registration techniques // ACM Computing surveys. 1992. V. 24. P. 325–376.
9. Lutsiv V.R., Malyshev I.A., Pepelka V., Potapov A.S. Target independent algorithms for description and structural matching of aerospace photographs // Proc. SPIE. 2002. V. 4741. P. 351–362.
10. Nacken P. Image analysis methods based on hierarchies of graphs and multi-scale mathematical morphology: PhD thesis, Univ. of Amsterdam. 1994. 176 p.
11. Розенфельд А., Дейвис Л.С. Сегментация и модели изображения // ТИИЭР. 1979. Т. 67. № 5, С. 71–81.
12. Абду И.Э., Прэтт У.К. Количественный расчет детекторов контуров, основанных на подчеркивании перепадов яркости с последующим пороговым ограничением // ТИИЭР. 1979. Т. 67. № 5. С. 59–70.
13. Робертс Л. Автоматическое восприятие трехмерных сцен. // В кн. Интегральные роботы: М., Мир. 1973 С. 162–208.
14. Prewitt J.M.S. Object enhancement and extraction. In: Picture Processing and Psychopictorics, Lipkin B.S. and Rosenfeld A., eds. New York, Academic Press. 1970. P. 75–149.
15. Дуда Р.,Харт П. Распознавание образов и анализ сцен: М., Мир.1976. 511 с.
16. Canny J.F. A computational approach to edge detection // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1986. V. 8. No. 6. P. 679–698.
17. Deriche R. Optimal edge detection using recursive filtering // Proc. 1st Int. Conf. Computer Vision. 1987. P. 501–505.
18. Lindeberg T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection // Int. J. of Computer Vision. 1998. V. 30. Iss. 2. P. 117–156.
19. Park R.-H., Yoon K.S., Choi W.Y. Eight-point discrete Hartley transform as an edge operator and its interpretation in the frequency domain // Pattern Recognition Letters. 1998. V. 19. P. 569–574.
20. Chanda B., Kundu M.K., Padmaja Y.V. A multi-scale morphologic edge detector // Pattern Recognition. 1998. V. 31. No. 10. P. 1469–1478.
21. Lutsiv V., Malyshev I., Potapov A. Hierarchical structural matching algorithms for registration of aerospace images // Proc. SPIE. 2003. V. 5238. P. 164–175.
22. Thomas P. and Vernon D. Image registration by differential evolution // Proc. Irish Machine Vision and Image Processing Conference. 1997. P. 221–225.

23. Jerebko A., Barabanov N., Luciv V., Allinson N. Neural net based image matching // Proc. SPIE. 2000. V. 3962. P. 128–137.
24. Thevenaz P. et al. A pyramid approach to subpixel registration based on intensity, *IEEE Trans. Image Processing*, 1998, vol.7, no.1, pp. 27–41.
25. Olson C.F. Improving the generalized Hough transform through imperfect grouping, *Image and Vision Computing*, 1998, vol.1, pp. 627–634.
26. Castleman K.R. *Digital Image Processing*, New York, Prentice Hall Press, 1996. 667 p.
27. Petrou M., Kadyrov A. Affine invariant features from the trace transform, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, vol. 26, no.1, pp. 30–44.
28. Lowe D. Object recognition from local scale-invariant features, *Proc. Int. Conf. on Computer Vision*, 1999, pp. 1150–1157.
29. Разин И.В., Тетерин В.В. Математическая модель для экспресс-оценки степени сходства изображений // Оптический журнал. 2001. № 11. С. 33–37.
30. Kruizinga P., Petkov N. Nonlinear operator for oriented texture, *IEEE Trans. on Image Processing*, 1999, vol. 8, no.10, pp. 1395–1407.
31. Portilla J., Simoncelli E.P. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients, *Int. J. of Computer Vision*, 2000., vol.40, no.1, pp.49–71.
32. Baumberg A. Reliable feature matching across widely separated views, *Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000, pp. 774–781.
33. Rao C., Guo Y., Sawhney H.S., Kumar R. A heterogeneous feature-based image alignment method, *Int. Conf. on Pattern Recognition, ICVR06*, 2006, pp. 345–350.
34. Zavorin I., LeMoigne J. Use of multiresolution wavelet feature pyramids for automatic registration of multisensor imager, *IEEE Trans. Image Processing*, 2005, vol.14,no.6, pp. 770–782.
35. Казбеков Б.В., Максимов Н.А., Пуртов И.С., Синча Д.П. Научно-те№5, 2011г., стр. 20-26.