



Рис. 3. Результирующая система моделей

Описанный подход позволяет разработать полную, точную и адекватную модель предметной области, учитывающую особенности военных ЛПУ, на основе которой может быть построена качественная медицинская информационная система. Кроме того, инжиниринговый подход предоставляет возможность реорганизации МИС вместе с учреждением, что представляется немаловажным в условиях реформирования Вооруженных сил РФ.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Управление высокотехнологичными программами и проектами / Рассел Д. Арчибальд; Изд-во: ДМК пресс, 2006; ISBN 5-94074-214-9; 472 с.
2. Объектно-ориентированный анализ: моделирование мира в состояниях / Шлеер С., Меллор С.; Киев: "Диалектика", 1993.
3. Методология структурного анализа и проектирования / Марка, Д.; Макгоуэн, К.; – М.: Изд-во: МетаТехнология, 1993. ISBN: 5-7395-0007-9.
4. Береснев М.А. Инжиниринговый подход к моделированию медицинских учреждений №727 ВИНТИ, 2006.
5. Кальянов Г.Н. CASE-технологии: консалтинг в автоматизации бизнес-процессов. – М., 2002.

УДК 629.7.072.1

А.Н. Шкурко

О ПРОГРАММНОЙ СИСТЕМЕ ОПЕРАТИВНОЙ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ И ОБНАРУЖЕНИЯ ОРИЕНТИРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ

Введение

В настоящее время все большее распространение получают системы технического зрения, основанные на спектрофотометрической (мульти- и гиперспектральной) съемке. Выигрыш в использовании мультиспектральной съемки достигается

за счет возможности использования более детальной информации об интенсивности электромагнитного излучения объекта в различных спектральных областях, в том числе и за границами видимого диапазона длин волн. Наиболее часто аппаратура мультиспектральной съемки используется в задачах дистанционного зондирования.

При получении мультиспектральных изображений используют различные типы аппаратов: спутниковые кадровые спектрофотометры; кадровые спектрофотометры, устанавливаемые на самолеты и ДПЛА; стационарные лабораторные спектрофотометрические установки.

В данной статье рассматривается один из вариантов построения системы, предназначенной для поиска объектов, используемых в качестве ориентиров, основанной на анализе мультиспектральных данных, предназначенной для автоматизированного поиска и последующего обнаружения характерных объектов естественного или искусственного происхождения на местности. Рассматриваемая система может быть применена в различных областях человеческой деятельности, таких как геология, спасательные операции, военное дело. Следует также отметить, что в условиях, когда не доступны классические методы привязки к объектам на местности (такие как установка радиомаяков, лазерных меток и т.п.), подобная система может оказаться единственным вариантом решения поставленных задач [1].

Общая схема работы системы

Рассматриваемая программная система предполагает использование комплекса специализированных аппаратных средств, предназначенных для мультиспектральной съемки, включающего следующие компоненты:

- ◆ летательные аппараты (ЛА) или КА с установленным оборудованием спектрофотометрической съемки, позволяющим осуществлять съемку с высоким спектральным и оптическим разрешением, предназначенной для первичной разведки местности;
- ◆ ЛА гражданского или военного назначения с установленным оборудованием спектрофотометрической съемки, имеющим достаточное оптическое разрешение для осуществления поиска ориентиров (как правило, в таких аппаратах устанавливается оборудование поддерживающее съемку в ограниченном наборе спектральных полос).

В общем случае схема работы рассматриваемой системы выглядит следующим образом:

1. Осуществление мультиспектрального зондирования местности при помощи оборудования спектрофотометрической съемки, установленного на ЛА либо на орбитальном аппарате, с целью получения изображений интересующей области для последующего анализа. Получаемые на данном этапе изображения характеризуются большим количеством используемых спектральных полос, а также большим объемом данных. Это существенно усложняет дальнейшую обработку.
2. Выбор оператором интересующих объектов на изображениях. На данном этапе оператору необходимо предоставить максимально удобный и производительный пользовательский интерфейс, позволяющий осуществлять просмотр изображения в различных комбинациях спектральных полос, а также производить оконтуривание интересующих объектов. При этом следует отметить, что достаточно большой объем анализируемых изображений, существенно усложняет алгоритмы обработки используемые на данном этапе, так как просматриваемые изображения, как правило, не

могут быть полностью размещены в оперативной памяти рабочей станции оператора.

3. Автоматический анализ полученных снимков с целью выявления наиболее информативных спектральных полос (сокращение размерности). Необходимость данного этапа следует из ограничений накладываемых оборудованием, которое будет использоваться для последующего поиска объектов. Также данный этап позволяет существенно снизить объем обрабатываемых данных, уменьшая тем самым время обработки. Следует также отметить, что алгоритмы сокращения размерностей построены таким образом, чтобы уменьшить влияние сокращения на точность решения задачи поиска объекта.
4. Выделение характерных признаков выделенных объектов для построения так называемого, идентификатора объекта, позволяющего осуществлять поиск данного объекта на новых изображениях.
5. Оценка показателя «качества» полученных идентификаторов, под которым понимается оценка вероятности обнаружения объекта при его дальнейшем использовании для поиска. Такая оценка позволяет уменьшить вероятность последующих ошибок при поиске объекта, а значит снизить последующие затраты времени и материальных средств.

Также следует отметить, что рассматриваемые области применения, характеризующиеся работой системы в достаточно экстремальных условиях дефицита времени, а также осложненных особенностями рельефа местности, ставят дополнительные ограничения. Среди них наиболее существенными являются невозможность получения нескольких изображений (как правило, присутствует единственное изображение) интересующего объекта (в различных ракурсах или в различное время суток), при необходимости осуществления его поиска в максимально возможном диапазоне изменения ракурсов и внешних условий.

В данной статье подробно рассматриваются 3 и 4 варианты, как наиболее существенные в представленной схеме работы системы.

Алгоритмы сокращения размерностей

Достаточно большое различие областей применения системы существенно расширяет набор необходимых алгоритмических решений, наиболее подходящих под различные задачи. В зависимости от возможностей используемой аппаратуры и необходимой точности решения задачи возможно использование двух подходов к сокращению размерности мультиспектральных данных:

- ◆ первый подход позволяет выбрать заранее известное количество K спектральных каналов, задаваемое конструктивными особенностями системы мультиспектральной съемки;
- ◆ второй подход позволяет выбрать заранее неизвестное минимальное число спектральных каналов (по какому-либо критерию содержательности), комбинация которых позволит с наибольшей вероятностью решать задачу распознавания объекта.

Следует отметить, что в рассматриваемой постановке задачи, алгоритмы представляющие первый подход позволяют заранее указать количество спектральных полос, которое будет соответствовать количеству поддерживаемому аппаратурой мультиспектральной съемки. Таким образом, ниже будут рассмотрены алгоритмы, представляющие первую группу, так как вторая группа не представляет интереса в рамках данной статьи.

Сокращение размерности на основе разностей средних значений

Данный алгоритм предназначен для выбора K (параметр K задается заранее) спектральных каналов мультиспектрального изображения, наиболее предпочтительных с точки зрения "наилучшего" выделения объекта на окружающем его фоне.

Для выделения наилучших полос спектра в алгоритме используется следующий критерий:

$$\max_{i=1,N} |M_i^{ИО} - M_i^Ф|,$$

где $M^{ИО}$ – средний вектор для идентификатора объекта, $M^Ф$ – средний вектор для фона, $i=1, \dots, N$ компонент, N – общее количество полос спектра. Причем

$$M^{ИО} = \sum_{j \in \text{ПИО}} \frac{X_j}{N_{\text{ПИО}}}, \quad M^Ф = \sum_{j \in \text{ПФ}} \frac{X_j}{N_{\text{ПФ}}},$$

где X_j – вектора пространства признаков, ПИО – область пикселей ИО, ПФ – область пикселей фона, $N_{\text{ПИО}}$ – количество пикселей в ИО, $N_{\text{ПФ}}$ – количество пикселей фона.

Таким образом, выбираются полосы спектра, обладающие наибольшей по модулю разностью средних значений.

Формальный алгоритм автоматического сокращения размерности изображения до K измерений выглядит следующим образом:

0. Подсчитываем $M^{ИО}$.
1. Подсчитываем $M^Ф$.
2. Находим составляющие вектора D по формуле $D_i = |M_i^{ИО} - M_i^Ф|, i = \overline{1, N}$.
3. Сортируем спектральные каналы так, чтобы соответствующие им компоненты вектора D были расположены по убыванию.
4. Выбираем из отсортированного списка первые K спектральных каналов.
5. Модифицируем исходное изображение так, чтобы в нем осталось только K выбранных в п. 4 спектральных каналов.

Сокращение размерности на основе разностей средних квадратов значений

Данный алгоритм во многом сходен с предыдущим, за исключением способа

получения $M^{ИО}$ и $M^Ф$: $M^{ИО} = \sum_{j \in \text{ПИО}} \frac{X_j^2}{N_{\text{ПИО}}}$ и $M^Ф = \sum_{j \in \text{ПФ}} \frac{X_j^2}{N_{\text{ПФ}}}$, соответствен-

но, т.е. для объекта и фона вычисляются не средние значения яркости по каждому каналу, а средние значения квадратов яркостей.

Сокращение размерности на основе отношения контрастов освещенностей

В соответствии с рекомендациями Международной комиссии по освещению, для объекта с яркостью $L_{об}$, находящегося на фоне с яркостью $L_{ф}$, контраст определяется как

$$K = \frac{L_{об} - L_{ф}}{L_{об} + L_{ф}}.$$

Предлагаемый подход использует значения $M^{ИО}$ и $M^Ф$ для оценок средней яркости объекта и фона. С учетом этого выражение для получения вектора D_i можно записать как

$$D_i = \frac{|M_i^{ИО} - M_i^Ф|}{M_i^{ИО} + M_i^Ф}, i = \overline{1, N}$$

где $M^{ИО} = \sum_{j \in \text{ПИО}} \frac{X_j}{N_{\text{ПИО}}}$, $M^Ф = \sum_{j \in \text{ПФ}} \frac{X_j}{N_{\text{ПФ}}}$, X_j – вектора пространства при-

знаков, ПИО – область пикселей ИО, ПФ – область пикселей фона, $N_{\text{ПИО}}$ – количество пикселей в ИО, $N_{\text{ПФ}}$ – количество пикселей фона.

Алгоритм формирования идентификатора объекта

Как уже было отмечено ранее, области применения рассматриваемой системы накладывают существенные ограничения на используемые алгоритмы распознавания. При использовании единственного эталонного изображения решения задачи поиска не может быть использован целый класс вероятностных методов распознавания, так как для их работы необходима достаточно большая выборка эталонных образцов (к таким методам можно отнести методы, основанные на построении различных классификаторов, а также методы основанные на нейронных сетях), [2].

В описанной постановке, когда ракурс объекта может существенно изменяться, единственным источником характерных признаков для распознавания является информация о цвете объекта (его спектральные характеристики). При этом могут быть использованы характеристики как спектра поглощения, так и спектра отражения/излучения объекта, тем более учитывая тот факт, что при использовании мультиспектральной съемки на снимках может быть представлена более детальная информация, в том числе из невидимого диапазона световых волн (из области инфракрасного и ультрафиолетового спектров). Таким образом, можно выделить универсальный критерий, который в дальнейшем будет использоваться для построения алгоритма распознавания, заключающийся в наличии различий в каком-либо диапазоне световых волн спектральных характеристик рассматриваемого объекта и фона. Данный критерий позволяет использовать подход, при котором поиск объекта происходит на основании характерных для объекта и "нехарактерных" для фона признаков (шаблонов), построенных на основе статистических характеристик (гистограмм) спектрального представления пикселей в пространстве признаков (квантованном яркостном пространстве), [2].

На основании описанного выше подхода был разработан алгоритм построения идентификатора объекта для последующего его поиска и распознавания. Ниже приведено подробное описание данного алгоритма.

Для получения помехоустойчивых результатов на первом этапе работы алгоритма производится предварительное огрубление (переквантование) изображения с использованием метода гиперкубов.

Суть алгоритма состоит в разбиении спектрального гиперпространства на кластеры регулярной структуры (гиперкубы) и вычислении специальной хэш-функции, отображающей точку многомерного пространства признаков (пиксель обучающего мультиспектрального изображения) в соответствующий кластер (гиперкуб). Хэш-функция построена таким образом, что позволяет по координатам точки в пространстве признаков однозначно вычислить номер кластера (гиперку-

ба), в который она попадет. Таким образом, после одного прохода алгоритма получаем разбиение исходного пространства признаков на кластеры. Поскольку все кластеры описываются гиперкубами с одинаковыми длинами сторон в каждом измерении, то по номеру кластера нетрудно определить параметры описывающей его фигуры (центр гиперкуба и расстояния до границ гиперкуба).

Формально алгоритм можно записать следующим образом:

0. Рассматриваем выделенный участок исходного (обучающего) изображения размером $q = V \cdot Y$ пикселей, по которому строится идентификатор объекта (ИО). Для каждой точки выделенного участка изображения выполняем п.1-3.

1. Для каждой компоненты точки вычисляем хэш-функцию по формуле

$$H_i = \left[\frac{r_i}{d} \right], \quad i = \overline{1, N},$$

где $[]$ – целая часть числа; N – размерность спектрального пространства; d – размер стороны гиперкуба по каждой компоненте (параметр d может меняться при настройке алгоритма, по умолчанию он равен 32). Совокупность значений $H_i, i=1..N$ фактически представляет номер гиперкуба, в который попадает значение исходного вектора яркости пикселя $\vec{r}(r_i, i=1..N)$. Поскольку r_i представляется 8-разрядными значениями, то для представления H_i достаточно 3 битов (для $d=32$).

2. Формируем полную хэш-функцию H многомерного вектора \vec{r} путем конкатенации 3-битовых значений. Поскольку количество разрядов для представления каждого значения H_i одинаково, можем по значению H выделить номер гиперкуба, в который попадают значения вектора \vec{r} по каждой компоненте.

3. Осуществляем поиск значения хэш-функции в массиве хэш-значений, содержащем значения H для уже рассмотренных пикселей. В случае если совпадения не обнаружилось, добавляем новое число H в массив (добавляем новый непустой гиперкуб).

4. Получившееся в итоге количество элементов в массиве хэш-значений показывает число различных кластеров (гиперкубов), полученных при анализе заданного участка изображения. Каждому из кластеров сопоставлено определенное значение хэш-функции.

5. Далее производится перевод хэш-значений в координаты нижнего угла гиперкуба и длины его сторон, и эти значения вместе с идентификатором объекта сохраняются в файле.

Трудоёмкость алгоритма составляет порядка $O(q^2)$.

Идентификатор объекта формируется с использованием эталонного изображения и служит для выделения характерных черт объекта относительно фона, называемых паттернами или шаблонами.

Каждый шаблон характеризует некоторую область объекта, которая не характерна или мало характерна для всех остальных участков изображения. В качестве шаблонов выступает специальным образом преобразованная информация о квадратных участках изображения, расположенных на объекте. Необходимость специального преобразования связана с тем, что при распознавании объект может быть иначе расположен на изображении, если съёмка проводилась с использованием другого ракурса. Поэтому при создании каждого шаблона используется статистическая информация о шаблонном участке изображения – гистограмма распределения пикселей в пространстве признаков (огрубленном цветовом пространстве; для

цветных изображений оно трехмерное). Рассмотрим процесс формирования гистограммы подробнее.

Пусть имеется выбранная для формирования шаблона квадратная область изображения размером $W \times H$, каждый пиксель которой в пространстве признаков представлен вектором X_{IJ} (I, J – геометрические координаты) размером K элементов, где K – количество спектральных плоскостей в изображении. Тогда укрупненный алгоритм построения гистограммы выглядит следующим образом (АЛГО):

0. Создаем массив M , в котором в качестве индексов используются все возможные значения векторов X в пространстве признаков.

1. Проходим последовательно по всем пикселям шаблона и увеличиваем на 1 элемент массива M с индексом, равным представлению пикселя в пространстве признаков.

2. Еще раз проходим по массиву M и убираем из него все нулевые элементы.

Трудоёмкость данного алгоритма составляет $O(WH)$.

Полученный массив M подвергается дополнительной обработке, которая нужна для того, чтобы минимизировать влияние шумов на результаты работы алгоритма распознавания (АЛГ1):

0. Проходим по всем элементам массива M и выполняем п.п. 1, 2.

1. Сравниваем очередной элемент со всеми последующими и находим для каждой пары элементов M_i и M_j ($j > i$) разность индексов – вектор Y и рассчитываем пороговое значение по формуле

$$P = \max \left(1 - \frac{\sum_{L=1}^{|Y|} |Y_L| \frac{5}{N_L}}{|Y|}, 0 \right),$$

где N_L – количество возможных дискретных значений по L -му измерению пространства признаков.

2. Если $P \geq 0,8$, то элемент M с меньшим значением добавляется к M с большим значением, а сам уничтожается.

3. Проходим по всем элементам массива M и делим их на максимальное значение элемента, т.е. нормируем.

Сложность этого алгоритма в худшем случае можно оценить как $O((\text{size}(M))^2)$, где $\text{size}(M)$ – размер массива M .

Фактически гистограмма является образом некоторой области изображения, который практически не зависит от ее пространственной ориентации. Конечной целью является распознавание некоторой области на изображении, что достигается сравнением эталонной гистограммы с гистограммами, полученными на тестовом изображении. Результатом сравнения двух гистограмм $M1$ и $M2$ является коэффициент подобия, для поиска которого применяется следующий алгоритм (АЛГ2):

0. Запоминаем 1 в переменной T , которая будет содержать итоговое значение коэффициента подобия.

1. Проходим по всем элементам массива $M1$ и выполняем п.п. 2,3.

2. Для очередного I -го элемента $M1$ и каждого элемента $M2$ находим пару с минимальным значением коэффициента:

$$C = 1 - \max \left(1 - \frac{\sum_{L=1}^{|Y|} |Y_L| \frac{5}{N_L}}{|Y|}, 0 \right) (1 - |M2 - M1|),$$

где Y – вектор-разность индексов элементов $M1$ и $M2$, N_L – количество возможных дискретных значений по L -му измерению пространства признаков.

3. Вычитаем из T очередное выражение $C \cdot M1$ [I].

Таким образом, результатом работы алгоритма является коэффициент подобия двух гистограмм, лежащий в диапазоне от 0 до 1. Сложность алгоритма составляет

$$O(\text{size}(M1) \cdot \text{size}(M2)).$$

Рассмотрим теперь алгоритм поиска шаблонов объекта на эталонном изображении. Предварительно объект должен быть оконтурен, что позволяет получить область объекта на изображении – O , вообще говоря, произвольной формы размером Q пикселей. После получения области O происходит поиск шаблонов, которые попадут в идентификатор объекта, с использованием алгоритма (АЛГ3):

0. Проходим по всем пикселям (x,y) области O и выполняем п.п. 1-4.

1. Рассматриваем лежащие в пределах области O квадратные подобласти O_i с координатами левого верхнего угла (x,y) . Перебираются размеры подобластей 4x4, 5x5, 7x7, 10x10. Для каждой очередной подобласти выполняются п.п. 2-4.

2. Находится гистограмма подобласти M_i .

3. M_i сравнивается по алгоритму АЛГ2 со всеми остальными подобластями такого же размера, расположенными на изображении. В случае если полученный коэффициент подобия выше 0,8, то наращивается один из счетчиков совпадений для данного шаблона: $N^0[I]$ – в случае попадания координат тестовой подобласти в область объекта O и $N^1[I]$ – в случае нахождения координат тестовой подобласти за пределами области объекта.

4. Значение итогового счетчика совпадений для I -го шаблона $N[I]$ принимается равным $N^1[I] - N^0[I]$, т.е. оно минимизируется, если шаблон мало встречается вне области O или много встречается в области O .

5. Массив N сортируется по возрастанию (шаблоны переставляются в том же порядке), т.е. наиболее удачные шаблоны попадают в начало.

6. Чтобы исключить малозначимые шаблоны, выбирается такое количество шаблонов N_p , начиная с первого, чтобы сумма их $N[I]$ была меньше 80% общего количества пикселей на изображении.

7. С использованием АЛГ4 производится группировка всех точек изображения, которые являются левыми верхними углами (т.е. координатами) любых шаблонов из оставшихся после п.б с использованием скользящего окна.

8. Выбирается такое расположение скользящего окна, которое содержит максимальное число шаблонов. Если да, то требуемое количество шаблонов N_p и сами шаблоны найдены, они и будут идентификатором объекта. Если нет, то N_p уменьшается на 1, и переходим на п.7, если $N_p > 0$, или в противном случае делаем заключение, что идентификатор объекта сформирован быть не может.

Трудоёмкость алгоритма оценивается как $O(Q \cdot W^H \cdot H^H)$, где W^H , H^H – ширина и высота всего изображения в пикселях.

В п. 7 АЛГ3 использовалась группировка точек изображения, являющихся координатами найденных шаблонов. Группировка выполняется по алгоритму (АЛГ4):

0. Формируется прямоугольник – область скользящего окна, размеры которой выбираются в соответствии с размерами идентификатора объекта с учетом возможного геометрического искажения (поворота, масштабирования) объекта.

1. Выполняется проход по изображению скользящим окном.

2. Выбирается такое расположение окна (левый верхний угол), при котором среднее значение $M[L]$ попавших в него шаблонов максимально. Полученное среднее значение есть K_{\max} .

3. п.2 повторяется еще необходимое количество раз, находя при этом уникальные расположения скользящего окна. Для оценки значения K при каждом положении окна выполняется нормирование по числу шаблонов в области, соответствующей K_{\max} . Таким образом, получаем на ТИ заданное количество областей с максимальными значениями коэффициентов K .

Трудоемкость АЛГ4 оценивается в худшем случае как $O(N_D^2)$, где N_D – количество точек, подвергаемых кластеризации.

Алгоритм поиска объекта по идентификатору

Построенный с использованием алгоритма АЛГ3 идентификатор объекта используется в дальнейшем при распознавании (АЛГ5):

0. Выполняется огрубление (квантование) изображения с использованием алгоритма гиперкубов.

1. Шаблоны M_i , попавшие в идентификаторе объекта один за другим сравниваются по алгоритму АЛГ2 со всеми возможными подобластями такого же размера, расположенными на изображении и имеющими разные координаты. В случае если для очередной точки, полученный при сравнении коэффициент подобия выше 0,8, то эта точка запоминается, и сравнение продолжается до достижения конца изображения.

2. С использованием АЛГ4 производится группировка всех точек изображения, которые являются левыми верхними углами (т.е. координатами) найденных шаблонов.

3. Для каждого из полученных расположений скользящего окна находится среднее значение коэффициента подобия.

4. Выбирается область, содержащая максимальное число шаблонов N_{\max} , затем средние значения коэффициента подобия каждой из областей делятся на N_{\max} , давая в итоге окончательное значение коэффициента корреляции областей изображения с идентификатором объекта.

5. Область с максимальным коэффициентом корреляции считается содержащей объект.

Сложность алгоритма распознавания оценивается как $O(N_{\text{шл}} \cdot W^H \cdot H^H)$, где W^H , H^H – ширина и высота всего изображения в пикселях, а $N_{\text{шл}}$ – количество шаблонов.

Методы повышения оперативности решения задачи поиска объектов

Нетрудно заметить, что общая оценка трудоемкости описанных выше алгоритмов стремится к $O(K \cdot W^H \cdot H^H)$, где W^H , H^H – ширина и высота всего изображения в пикселях, а K – количество спектральных компонент изображения. Таким образом, время, затрачиваемое на решение задачи данным алгоритмом, может быть достаточно высоким даже на современных высокопроизводительных вычислителях.

Единственным решением в данной ситуации является внедрение в описанный выше алгоритм параллельной обработки. Следует отметить, что в описанных выше алгоритмах параллельная обработка может быть внедрена практически на всех этапах, начиная с этапа сокращения размерности, в котором возможно распределение между узлами рассматриваемых комбинаций цветовых плоскостей. При этом можно наблюдать ситуацию, при которой достигаются практически идеальные условия для распараллеливания, так как параллельные процессы не зависят друг от друга по данным.

Также могут быть усовершенствованы алгоритмы создания и распознавания идентификатора объекта, в которых требуется выполнение всех шагов алгоритма для шаблонов различного размера. Эта задача также может быть распределена по вычислительным узлам без появления дополнительных зависимостей по данным.

Таким образом, за счет применения параллельной обработки возможно значительно ускорить необходимые вычисления, сделав их время сопоставимым с временем обработки RGB – изображений, при сохранении всех преимуществ обработки мультиспектральных данных.

Рассмотренные в статье алгоритмы и методы функционирования системы обработки мультиспектральной информации и обнаружения объектов, позволяют успешно решать поставленные перед ней задачи. Данный вывод подтверждается экспериментальными исследованиями, проведенными при помощи разработанного программного комплекса [4] с использованием оборудования мультиспектральной съемки и высокопроизводительного вычислительного кластера, полученных кафедрой МОП ЭВМ ТТИ ЮФУ в рамках программы развития ЮФУ. Проведенные экспериментальные исследования подтверждают низкую чувствительность алгоритма к изменениям ракурса съемки (в проведенных экспериментах ракурс изменялся в пределах от +45 од -45 градусов), а также возможность функционирования алгоритма при зашумленном изображении с уровнем пиксельного шума $2,7\sigma \leq 15$.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Щербинин В.В.* Этапы и алгоритмы обработки мультиспектральных изображений для распознавания объектов в системах технического зрения. Труды международных технических конференций «Интеллектуальные системы» (AIS'08) и «Интеллектуальные САПР» (CAD-2008). Научное издание в 4-х томах. Т.2. – М.: Физматлит, 2008. – 424 с.
2. *Хусаинов Н.Ш., Троценко Р.В., Шкурко А.Н.* Разработка перспективных алгоритмов и программных средств решения задачи распознавания объектов с использованием мультиспектральной системы технического зрения». Вопросы оборонной техники. Сер. 9. Специальные системы управления, следящие приводы и их элементы. – М.: ФГУП "НТЦ "Информтехника", 2007. - Вып. 1(230) - 2(231). С.18-22
3. *Форсайт Д., Понс Ж.* Компьютерное зрение. Современный подход : Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. – 928 с.
4. *Кравченко П.П., Хусаинов Н.Ш., Троценко Р.В., Шкурко А.Н., Щербинин В.В., Щербинина М.В., Свободин А.М.* Рабочее место оператора пункта управления с мультиспектральной системой дистанционного зондирования. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2005611096 от 11.05.2005.