

Н. Д. К а л и н и н а, А. В. К у р о в

**АНАЛИЗ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ
И ПОИСКА ОБРАЗОВ НА КОСМИЧЕСКИХ
СНИМКАХ**

Рассмотрены методы распознавания образов на космических снимках. Обоснован выбор голографического метода распознавания, изложены его основные положения и особенности. Предложена структура программной системы, реализующей данный метод распознавания, алгоритм распознавания и поиска объектов.

E-mail: nad_onka@mail.ru avkur7@mail.ru

Ключевые слова: цифровое изображение, метод распознавания, интенциональный метод, экстенциональный метод, голографический метод, преобразование Фурье, решающее правило, функция распределения.

С каждым годом расширяется использование информации, получаемой из космоса, в различных областях науки и техники, экономике. Для наблюдения за процессами, происходящими на Земле, применяются дистанционные методы, с помощью которых исследователь на расстоянии получает необходимые сведения об изучаемом объекте. Снимки, поступающие из космоса, позволяют оценивать состояние растительности, вести наблюдение за ледовым покрытием, изучать рельеф местности, устанавливать местоположение различных объектов на поверхности Земли. Чаще всего информация со спутников представляет собой цифровые изображения.

Большой объем поступающей информации, сложность распознавания и поиска образов на космических снимках обуславливают актуальность решения задачи по автоматизации идентификации объектов на фотографиях, сделанных из космоса.

Снимки, полученные со спутников, могут иметь различное пространственное разрешение, что, в конечном счете, оказывает влияние на выбор метода, реализуемого программной системой распознавания. По пространственному разрешению выделяют следующие категории снимков [1].

Снимки низкого разрешения (> 1 км) поступают со сканеров и тепловых инфракрасных приборов метеоспутников, включая геостационарные, а также со сканеров малого разрешения ресурсных спутников. Основные изображаемые объекты — облачность, тепловая структура вод океана, крупнейшие геологические структуры суши.

Снимки среднего разрешения (сотни метров), на которых отображаются многие природные объекты, но в большинстве случаев не воспроизводятся объекты, связанные с хозяйственной деятельностью.

Такие снимки получают со сканеров среднего разрешения и тепловой инфракрасной аппаратуры ресурсных спутников.

Снимки высокого разрешения (десятки метров), на которых изображаются не только природные, но и многие хозяйственные объекты. Высокое разрешение характерно для наиболее широко используемых сканерных снимков с ресурсных спутников и фотографий с пилотируемых кораблей, орбитальных станций, автоматических картографических спутников. Поскольку размерность большинства изучаемых географических объектов находится как раз в данном диапазоне значений, разрешение снимков этой группы удовлетворяет требованиям большинства географических задач. Однако для решения этих задач качество изображений неравноценно, поэтому в данной группе выделяют две подгруппы:

- снимки относительно высокого разрешения (30...100 м), получаемые главным образом со сканирующей аппаратуры ресурсных спутников для решения оперативных задач и обзорного тематического картографирования;

- снимки высокого разрешения (10...30 м) — это фотографические, сканерные и ПЗС-снимки с ресурсно-картографических и ресурсных спутников, используемые для детального тематического картографирования.

Снимки очень высокого разрешения (единицы метров), на которых отображается весь комплекс природных и хозяйственных объектов, включая населенные пункты и транспортные сети, получают с помощью длиннофокусной фотографической аппаратуры и ПЗС-съемки с картографических спутников для решения задач топографического картографирования.

Снимки сверхвысокого разрешения (десятки сантиметров), детально отражающие населенные пункты, промышленные, транспортные и другие хозяйственные объекты, получают со специализированных спутников, на которых используется аппаратура ПЗС-съемки для формирования детального изображения и крупномасштабного топографического картографирования. К данной группе относится и весь массив аэрофотоснимков.

При оценке методов распознавания образов на космических снимках необходимо проанализировать возможность реализации методов средствами вычислительной техники, выделить их достоинства и недостатки, определить критерии качества распознавания, а также спрогнозировать перспективы использования и развития методов.

Программный комплекс распознавания образов должен автоматически или с минимальным участием человека относить образы к тем

или иным классам. Достоверное (безошибочное) распознавание возможно тогда и только тогда, когда классы образов не пересекаются

$$(\omega_i \cap \omega_j) = \emptyset \text{ для всех } i, j = 1, 2, \dots, M; i \neq j.$$

Пересечение классов вносит в процесс распознавания неопределенность, проявляющуюся в том, что распознавание объектов из области пересечения возможно лишь с той или иной степенью точности. В связи с этим синтез распознающих устройств целесообразно осуществлять на основе оптимальных (с точки зрения минимума ошибок) решающих правил.

При построении алгоритмов распознавания классы могут задаваться исследователем, который пользуется собственными содержательными представлениями или полагается на внешнюю дополнительную информацию о сходстве и различии объектов в контексте решаемой задачи. Тогда говорят о “распознавании с учителем”. В противном случае, т.е. при решении задачи классификации с помощью автоматизированной системы без привлечения внешней обучающей информации, говорят об автоматической классификации или “распознавании без учителя”. Для большинства алгоритмов распознавания образов требуются весьма значительные вычислительные мощности, которые могут быть обеспечены только высокопроизводительной компьютерной техникой.

По принципу реализации методов распознавания образов выделяют три типа:

- метод перебора — изображения исследуемого объекта сравниваются с информацией, хранимой в базе данных, в которой для каждого вида объекта представлены всевозможные модификации отображения. Например, для оптического распознавания образов можно применить метод перебора видов объекта под различными углами, с разными масштабами, смещениями, деформациями и др. Для букв приходится перебирать шрифты, свойства шрифтов и т.д.;

- анализ характеристик образа — метод основан на проведении более глубокого изучения характеристик образа. В случае оптического распознавания это может быть определение различных геометрических характеристик;

- использование искусственных нейронных сетей (ИНС) — для применения метода требуется либо большое число примеров распознавания при обучении, либо специальная структура нейронной сети, в которой учитывается специфика данной задачи.

При распознавании образов необходимо принимать во внимание особенности способа представления знаний о предметной области. Выделяют два основных способа представления знаний:

интенциональное представление — рассматриваются схемы связи между атрибутами (признаками) объекта. Данное представление фиксирует закономерности и связи, с помощью которых объясняется структура данных, что применительно к диагностическим задачам заключается в определении операций над атрибутами (признаками) объектов, приводящих к требуемому диагностическому результату. Оно реализуется посредством операций над значениями атрибутов и не предполагает проведения операций над конкретными информационными объектами;

экстенциональное представление осуществляется с помощью конкретных фактов (объектов, примеров) и связано с описанием и фиксацией конкретных объектов из предметной области, реализуется в операциях, элементами которых служат объекты как целостные системы.

На основе указанных выше фундаментальных способов представления знаний можно предложить следующую классификацию методов распознавания (см. рисунок):

- интенциональные методы — методы распознавания, основанные на операциях с признаками объектов;
- экстенциональные методы — методы распознавания, основанные на операциях с объектами.

Класс интенциональных методов распознавания образов обширен. Условно его подразделяют на следующие подклассы.



Классификация методов распознавания образов на снимках

Методы, основанные на оценках плотностей распределения значений признаков. Данные методы распознавания образов заимствованы из классической теории статистических решений, в которой объекты исследования рассматривают как реализации многомерной случайной величины, распределенной в пространстве признаков по какому-либо закону [2]. Они базируются на байесовской схеме принятия решений, апеллирующей к априорным вероятностям принадлежности объектов к тому или иному распознаваемому классу и условным плотностям распределения значений вектора признаков.

К этому подклассу относится также метод вычисления отношения правдоподобия для независимых признаков, при использовании которого, за исключением предположения о независимости признаков (в действительности оно практически никогда не выполняется), не требуется знание функционального вида закона распределения.

Другие непараметрические методы, применяемые в случае, когда вид кривой плотности распределения не известен, и нельзя строить какие-либо прогнозы о ее характере, занимают особое положение. К ним относятся методы многомерных гистограмм, k -ближайших соседей, евклидова расстояния, потенциальных функций и др., обобщением которых является метод оценки Парзена [3]. Данные методы формально оперируют объектами как целостными структурами, но в зависимости от типа задачи распознавания могут выступать и в интенциональной, и в экстенциональной формах.

Методы, основанные на предположениях о классе решающих функций. В методах данного подкласса считается известным общий вид решающей функции и задан функционал ее качества. На основании этого функционала по обучающей последовательности осуществляется поиск наилучшего приближения решающей функции [4]. Самыми распространенными являются представления решающих функций в виде линейных и обобщенных нелинейных полиномов. Функционал качества решающего правила обычно связывают с ошибкой классификации.

Логические методы. Данные методы распознавания образов базируются на аппарате алгебры логики, они позволяют оперировать информацией, заключенной не только в отдельных признаках, но и в сочетаниях значений признаков [5]. В этих методах значения какого-либо признака рассматриваются как элементарные события.

Лингвистические методы. Основой лингвистических (структурных) методов распознавания образов служит использование специальных грамматик, порождающих языки, с помощью которых можно описывать совокупность свойств распознаваемых объектов [6].

В экстенциональных методах, в отличие от интенционального направления, каждому изучаемому объекту в большей или меньшей мере

придается самостоятельное диагностическое значение. По своей сути эти методы близки к клиническому подходу, при котором людей рассматривают не как ранжированную по тому или иному показателю цепочку объектов, а как целостные системы, каждая из которых индивидуальна и имеет особенную диагностическую ценность [3]. Среди методов данного класса выделяют следующие.

Метод сравнения с прототипом. Это наиболее простой экстенциональный метод распознавания, который применяется, например, когда распознаваемые классы объектов отображаются в пространстве признаков компактными геометрическими группировками класса. В этом случае обычно в качестве точки-прототипа выбирают центр геометрической группировки (или ближайший к центру объект).

Для классификации неизвестного объекта находят ближайший к нему прототип, и объект относят к тому же классу, что и данный прототип. В качестве меры близости могут применяться различные типы расстояний. Часто для дихотомических признаков используется расстояние Хэмминга, которое в данном случае равно квадрату евклидова расстояния. При этом решающее правило классификации объектов эквивалентно линейной решающей функции.

Метод k -ближайших соседей. Для решения задач дискриминантного анализа данный метод заключается в следующем. При классификации неизвестного объекта находится заданное число (k) геометрически ближайших к нему в пространстве признаков других объектов (ближайших соседей) с уже известной принадлежностью к распознаваемым классам. Решение об отнесении неизвестного объекта к тому или иному диагностическому классу принимается путем анализа информации об этой известной принадлежности его ближайших соседей, например, с помощью простого подсчета голосов.

Алгоритмы вычисления оценок. Принцип действия алгоритмов вычисления оценок (АВО) состоит в определении приоритета (оценок сходства), характеризующих “близость” распознаваемого и эталонных объектов по системе ансамблей признаков, представляющих собой систему подмножеств заданного множества признаков.

Коллективы решающих правил. Поскольку различные алгоритмы распознавания проявляют себя по-разному на одной и той же выборке объектов, то закономерно встает вопрос о введении синтетического решающего правила, адаптивно использующего сильные стороны этих алгоритмов. В синтетическом решающем правиле применяется двухуровневая схема распознавания. На первом уровне работают частные алгоритмы распознавания, результаты которых объединяются на втором уровне в блоке синтеза. Наиболее распространенные способы такого объединения основаны на выделении областей компетентности того или иного частного алгоритма.

В результате проведенного анализа можно сделать следующие выводы о возможных областях применения методов распознавания.

Все экстенциональные и интенциональные методы (за исключением метода, основанного на оценках плотностей распределения значений признаков) работают с пространством признаков, для которого характерно небольшое число параметров. Метод, основанный на оценках плотностей распределения, работает только с небольшим числом признаков, а для метода, основанного на предположении о классе решающих функций, требуется задавать ортонормированную систему признаков.

Экстенциональные методы могут применяться также в случае небольшого числа классов образов. Из интенциональных методов логические и лингвистические могут работать с произвольным числом классов образов; метод, основанный на предположении о классе решающих функций, применим в случае хорошего разделения классов образов, а при использовании метода, основанного на оценках плотностей распределения, требуется знание закона распределения значений признаков и набора большой статистики.

Результаты анализа ограничений методов распознавания образов приведены в таблице.

Таблица

Ограничения методов распознавания образов

Методы распознавания	Ограничения				
	Зависимость результатов от метрики	Вычислительная трудоемкость	Техническая сложность	Полный перебор	Прочее
<i>Интенциональные методы</i>					
Методы, основанные на оценках плотностей распределения значений признаков	Нет	Средняя	Низкая	+	Высокая чувствительность к непредставительности обучающей выборки и артефактам
Методы, основанные на предположениях о классе решающих функций	Нет	Низкая	Низкая	-	Должен быть заранее известен вид решающей функции. Невозможность учета новых знаний о корреляциях между признаками

Методы распознавания	Ограничения				
	Зависимость результатов от метрики	Вычислительная трудоемкость	Техническая сложность	Полный перебор	Прочее
Логические методы	Нет	Высокая	Средняя	+	
Лингвистические (структурные) методы	Нет	Неизвестна	Неизвестна	-	Задача определения грамматики по некоторому множеству описаний объектов является трудно формализуемой. Нерешенность теоретических проблем

Экстенциональные методы

Метод сравнения с прототипом	Высокая	Низкая	Высокая	-	
Метод k -ближайших соседей	Высокая	Средняя	Высокая	+	
АВО	Средняя	Средняя	Высокая	+	
Коллективы решающих правил	Нет	Средняя	Очень высокая	-	Нерешенность ряда теоретических проблем, как при определении областей компетенции частных методов, так и в самих частных методах

Для решения практических задач из класса интенциональных методов практическую ценность представляют параметрические методы и методы, основанные на предположениях о виде решающих функций. Параметрические методы составляют основу традиционной методологии конструирования показателей. Применение этих методов в реальных задачах связано с наложением на структуру данных строгих ограничений, которые приводят к линейным диагностическим моделям с очень приблизительными оценками их параметров. При использовании методов, основанных на предположениях о виде решающих функций, исследователь вынужден обращаться к линейным моделям.

Свойства линейных диагностических моделей хорошо изучены и освещены в литературе. Результаты, полученные на основе этих моделей, интерпретируются как расстояния от исследуемых объектов до

некоторой гиперплоскости в пространстве признаков или, что эквивалентно, как проекции объектов на некоторую прямую линию в данном пространстве. Поэтому линейные модели адекватны только простым геометрическим конфигурациям областей пространства признаков, в которые отображаются объекты разных диагностических классов. При более сложных распределениях эти модели принципиально не могут отражать многие особенности структуры экспериментальных данных. В то же время такие особенности могут нести ценную диагностическую информацию.

Вместе с тем, появление в какой-либо реальной задаче простых многомерных структур (в частности, многомерных нормальных распределений) следует скорее расценивать как исключение, а не правило. Нередко диагностические классы формируются на основании сложносоставных внешних критериев, что автоматически влечет за собой геометрическую неоднородность данных классов в пространстве признаков. Это особенно касается “жизненных”, наиболее встречающихся на практике критериев. В таких условиях применение линейных моделей фиксирует только самые “грубые” закономерности экспериментальной информации.

Применение экстенсиональных методов не связано с какими-либо предположениями о структуре экспериментальной информации кроме тех, что внутри распознаваемых классов должны существовать одна или несколько групп чем-то похожих между собой объектов, а объекты разных классов должны чем-то отличаться друг от друга. Очевидно при любой конечной размерности обучающей выборки (а другой она быть и не может) это требование выполняется всегда просто по той причине, что существуют случайные различия между объектами. В качестве мер сходства применяются различные меры близости (расстояния) объектов в пространстве признаков. Поэтому эффективность использования экстенсиональных методов распознавания образов зависит от того, насколько удачно определены указанные меры близости, а также от того, какие объекты обучающей выборки (объекты с известной классификацией) исполняют роль диагностических прецедентов.

Успешное решение данных задач дает результат, приближающийся к теоретически достижимым пределам эффективности распознавания. Достоинствам экстенсиональных методов распознавания образов противопоставлена, в первую очередь, высокая техническая сложность их практического воплощения. Для пространств большой размерности признаков внешне простая задача нахождения пар ближайших точек превращается в серьезную проблему. Также многие авторы отмечают в качестве проблемы необходимость запоминания достаточно большого количества объектов, представляющих распознаваемые классы.

Теоретические проблемы применения экстенциональных методов распознавания связаны с проблемами поиска информативных групп признаков, нахождения оптимальных метрик для измерения сходства и различия объектов и анализа структуры экспериментальной информации. В то же время успешное решение перечисленных проблем позволяет не только конструировать эффективные распознающие алгоритмы, но и осуществлять переход от экстенционального знания эмпирических фактов к интенциональному знанию о закономерностях их структуры.

Переход от экстенционального знания к интенциональному происходит на той стадии, когда формальный алгоритм распознавания уже сконструирован и продемонстрировал свою эффективность. Тогда проводится изучение механизмов, за счет которых достигается полученная эффективность. Такое изучение, связанное с анализом геометрической структуры данных, может, например, привести к выводу о том, что достаточно заменить объекты, представляющие тот или иной диагностический класс, одним типичным представителем (прототипом). Также возможно, что каждый диагностический класс достаточно заменить несколькими объектами, осмысленными как типичные представители некоторых подклассов.

Обзор методов распознавания образов показывает, что в настоящее время для большинства теоретически разработанных методов распознавания их программная реализация отсутствует. Следовательно, остается недостаточно изученным вопрос о применимости тех или иных теоретических методов распознавания для решения практических задач при реальных (т.е. довольно значительных) размерностях данных и на конкретных современных компьютерах.

Упомянутое выше обстоятельство может быть понято, если учесть, что сложность математической модели экспоненциально увеличивает трудоемкость программной реализации системы и в такой же степени снижает вероятность того, что эта система будет работать на практике. Это означает, что в действительности на рынке могут найти спрос только такие программные системы, в основе которых лежат достаточно простые и “прозрачные” математические модели. Поэтому разработчик, заинтересованный в тиражировании своего программного продукта, подходит к выбору математической модели не с чисто научной точки зрения, а скорее как прагматик, с учетом возможностей программной реализации. Модель должна быть как можно проще, а значит и разработку ее следует вести с меньшими затратами и более качественно: созданная модель должна обязательно работать.

Несмотря на высокий уровень исследований в рассматриваемой области, создание практически значимых систем для распознавания

объектов остается сложной, до конца не решенной проблемой. Основная причина этого заключается в отсутствии эффективных методов распознавания объектов, обеспечивающих решение задач различных классов, особенно в режиме реального времени.

Другая характерная особенность существующих систем и методов распознавания объектов заключается в отсутствии возможности либо в неточности одновременного распознавания объекта и определения его положения в пространстве. Методы спектральной обработки космических снимков не справляются с задачей поиска, а только помогают дешифровщику визуально находить интересующие объекты.

Одним из путей решения названных выше проблем является разработка автоматизированной системы голографического распознавания объектов с указанием их координат, основанная на положительных результатах использования методов голографии при распознавании в оптических и оптико-электронных системах.

Голограмма обладает более высокой надежностью хранения информации об объекте по сравнению, например с фотографией: по любому (даже небольшому) участку голограммы можно восстановить изображение всего объекта. Однако нельзя бесконечно уменьшать используемую для восстановления изображения часть голограммы, так как одновременно снижается объем записанной на ней информации. В результате изображение становится вначале крупнозернистым, а по мере уменьшения размера голограммы пропадают мелкие детали, затем более крупные и, в конце концов, от изображения остаются только расплывчатые контуры [7].

Проведенный анализ методов распознавания объектов на космических снимках позволил сделать вывод о целесообразности выбора голографического метода. Задачу поиска и распознавания объектов с помощью данного метода можно рассматривать в следующей постановке.

1. Анализируются монохроматические изображения, содержащие заданные объекты (детали изображения) как функции двух переменных $f(x, y)$, представляющие распределение интенсивности света по полю изображения.

2. Предполагается, что вид функции эталонного изображения объекта $s(x, y)$ известен заранее.

3. Требуется найти решающее правило, позволяющее установить факт наличия эталона $s(x, y)$ в анализируемом изображении $f(x, y)$ и указать координаты опознанной детали в области A определения функции $f(x, y)$.

При такой постановке решение разбивается на два этапа:

1) распознавание объекта путем сравнения анализируемого изображения с эталонным;

2) определение смещения функции $s(x, y)$ относительно начала системы координат, связанной с областью определения функции $f(x, y)$.

Наиболее распространенный подход к распознаванию образов заключается в установлении соответствия между распознаваемыми объектами и элементами некоторого метрического пространства. Каждому объекту соответствует некоторый вектор этого пространства. Степень различия объектов определяется расстоянием (в той или иной метрике) между соответствующими точками пространства. Это пространство обычно называют пространством описаний или пространством признаков, так как координаты его элементов выбирают равными значениям некоторых характеристик (признаков) объектов [8].

Подход к задачам распознавания образов с позиций теории статистических решений основан на использовании решающих функций [9].

Пусть $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ — N -мерный вектор признаков. Содержательное наполнение компонент вектора признаков x зависит от применяемого подхода к описанию самого физического объекта. Основная задача распознавания в теории решений формулируется следующим образом. Предположим, что существует W классов образов $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_W$. Требуется найти таких W решающих функций $D_1(x), D_2(x), \dots, D_W(x)$, что если образ x принадлежит классу ω_i , то

$$D_i(x) > D_j(x), \quad j = 1, 2, \dots, W; \quad j \neq i.$$

Другими словами, незнакомый образ x относят к i -му классу, если при подстановке x во все дискриминантные функции наибольшее численное значение дает функция $D_i(x)$. В случае неоднозначности решение принимается произвольным образом.

Следует отметить, что

$$D_i(x) = P(\omega_i)p(x|\omega_i),$$

где $P(\omega_i)$ — априорная вероятность класса ω_i ; $p(x|\omega_i)$ — функция правдоподобия, которая представляет собой плотность распределения вероятностей вектора x , при условии, что он принадлежит классу ω_i .

Голографический коррелятор вычисляет функцию взаимной корреляции эталонного и объектного изображений. Корреляционный функционал удовлетворяет аксиоматическому определению метрики, т.е. может служить мерой близости двух функций [9]. Данный коррелятор обеспечивает инвариантность к сдвигу, при смещении опознаваемого изображения во входной плоскости корреляционное поле синхронно смещается в выходной плоскости. Однако этот метод не является инвариантным к масштабу и повороту. В источниках [10–12] рассмотрены различные способы устранения недостатков голографического метода в области инвариантности к масштабу и угловой ориентации.

Существуют различные методы поиска ориентации объектов. Поскольку повороты относительно оптической оси входного сигнала и его спектра идентичны, то при нахождении ориентации сигнала можно поворачивать в плоскости либо сам сигнал, либо его фильтр. В результате поворота входного сигнала система становится медленно действующей в том случае, если после каждого небольшого поворота необходимо просматривать всю выходную плоскость для обнаружения и измерения корреляционных максимумов. Более удачное решение состоит во вращении фильтра [10]. Недостаток данного решения заключается в увеличении продолжительности обработки одной входной сцены.

Другой способ основан на свойствах преобразования Меллина, которое инвариантно к масштабу сигнала и может быть выполнено как комбинация преобразования координат и последующего преобразования Фурье [10]. Меллин-образ, однако, не инвариантен к сдвигу входного сигнала. Возможно использование комбинации двух преобразований для выполнения операции типа корреляции, инвариантной к сдвигу, масштабу, а также ориентации объекта. Начальным этапом реализации данного метода является получение модуля фурье-спектра $|F(u, v)|$ объекта $f(x, y)$.

Устранение фазового спектра необходимо для того, чтобы сделать систему инвариантной к сдвигу. В результате система фактически обрабатывает функцию корреляции сигнала, а не сам сигнал. Далее выполняется переход к полярным координатам:

$$\rho = (u^2 + v^2)^{1/2}, \quad \theta = \arctg(u/v),$$

что дает новую действительную функцию $F_\rho(\rho, \theta)$. Такое геометрическое преобразование позволяет разделять эффекты изменения размера (который воздействует только на ρ) и ориентации (воздействует только на θ). В полярных координатах (ρ, θ) вращение превращается в сдвиг части входного сигнала вдоль оси θ . Такая операция не изменяет модуль фурье-образа. Следующая операция над $F_\rho(\rho, \theta)$ — преобразование Меллина по координате ρ . Оно выполняется с помощью сжатия координат вида $\rho = e^\alpha$ и последующего преобразования Фурье по координате α :

$$\begin{aligned} \mathcal{M}[F(\rho, \theta)] &= \int_0^\infty F(\rho, \theta) \rho^{-j\omega-1} d\rho = \\ &= \int_{-\infty}^\infty F(e^\alpha, \theta) e^{-j\alpha\omega} d\alpha = \mathcal{F}_\alpha[F(e^\alpha, \theta)]. \end{aligned}$$

Операция корреляционного сравнения, выполняемая в такой гибридной системе, хотя и не проста в реализации, но является инвариантной к масштабу, ориентации и сдвигу входных сигналов [12].

Голографический метод распознавания и поиска показывает хорошие результаты при реализации оптической схемы. Однако у данного метода есть свои особенности — он инвариантен к смещению, но не является инвариантным к масштабу и повороту. Для оценки космических снимков вопрос масштаба не критичен. Согласовать размер эталона с размером анализируемого изображения не сложно, поскольку известны параметры съемки.

Поиск ориентации объектов проводят несколькими способами. В частности, при нахождении ориентации сигнала можно поворачивать в плоскости либо сам сигнал, либо его фильтр или использовать комбинацию преобразований Фурье и Меллина. На выходе в результате сравнения эталона и анализируемого изображения возникает корреляционное поле яркости. Наличие в этом поле светового пятна в виде яркой “точки”, соответствующей максимуму автокорреляционной функции опознаваемого объекта, свидетельствует о нахождении в исследуемом изображении объекта, по местоположению этого пятна определяют координаты опознаваемого объекта на изображении. Если в данном изображении содержится несколько объектов такого класса, то в корреляционном поле будет находиться несколько (по числу объектов) световых пятен.

Голографический метод распознавания и поиска целесообразно использовать для обработки космических снимков, однако при программной реализации необходимо адаптировать данный метод для работы с цифровыми данными и определить способы устранения недостатков этого оптического метода.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Морозов А. А., Кононов И. В. Оптические голографические приборы [Электронный ресурс]. – 2012. – URL: <http://www.hologram.h1.ru>. – [Режим доступа свободный].
2. Горелик А. Л., Скрипкин В. А. Методы распознавания. – 2-е изд. – М.: Высш. шк., 1984. – 219 с.
3. Дюрэн Б., Оделл П. Кластерный анализ: Пер. с англ. – М.: Статистика, 1977. – 125 с.
4. Костюк Ю. Н. Учебно-методическое пособие по курсу “Аэрокосмические методы в геологии” [Электронный ресурс]. – 2012. – URL: <http://window.edu.ru>. – [Режим доступа свободный].
5. Дюк В. А. Компьютерная психодиагностика. – СПб.: Братство, 1994. – 365 с.
6. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов: пер. с англ. – М.: Наука, 1979. – 368 с.
7. Применение методов фурье-оптики / под ред. Г. Старка; Пер. с англ. Под ред. И.Н. Компанца. – М.: Радио и связь, 1988.

8. Vander Lugt A., Rotz F. B., Klooster A. Optical and electro-optical information processing. – Massachusetts: MIT Press, 1965. – P. 125–141.
9. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
10. Василенко Г. И. Голографическое распознавание образов. – М.: Сов. радио, 1977. – 328 с.
11. Васильев В. Н., Павлов А. В. Оптические технологии искусственного интеллекта. – СПб.: СПбГУ ИТМО, 2005. – 99 с.
12. Фу К. Структурные методы распознавания образов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1977. – 318 с.

Статья поступила в редакцию 10.05.2012