

УДК 621.391.266

А. В. Кревецкий

(Йошкар-Ола)

**РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ,
ЗАДАННЫХ МНОЖЕСТВОМ ХАРАКТЕРНЫХ ТОЧЕК
НА ПЛОСКОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЯ**

Рассматриваются два подхода к распознаванию изображений групповых точечных объектов на основе анализа первичного и вторичного контурного описания поля точек. Приводятся характеристики алгоритмов распознавания.

Введение. На конечном этапе локационного наблюдения часто возникает потребность решать задачи обработки изображений, состоящих из групп изолированных точечных объектов (ГрТО). Примерами таких задач являются обнаружение, распознавание и оценивание параметров систем наземных или астрономических ориентиров при навигации летательных аппаратов [1–3].

Анализ работ по проблеме автоматизации обработки изображений ГрТО позволил сделать следующие выводы:

1. Наиболее эффективное и перспективное средство автоматизации – цифровая система обработки, включающая сигнальный процессор (для реализации первичной обработки локационных сигналов) и видеопроцессор (для осуществления процедур вторичной обработки информации) [4, 5].
2. Наиболее проработанные методы анализа изображений с точечными объектами (точечных сцен) – методы идентификации и согласования (совмещения) точечных отметок [1–3]. В то же время решение указанных задач имеет смысл, если априорно известно, что объект идентификации присутствует в наблюдаемом изображении [1], что не всегда соблюдается на практике. При этом вопросам, связанным с устранением такой неопределенности: обнаружению и распознаванию групп точечных объектов в сцене, – несмотря на их важность, уделено недостаточно внимания.
3. Известные методы анализа точечных сцен с учетом производительности современных ЭВМ не обладают совместно необходимым быстродействием и достоверностью решений при появлении в сцене ложных отметок, пропуске части сигнальных и отсутствии маркировки точечных отметок [1, 3].

Таким образом, проблема создания помехоустойчивых и быстродействующих алгоритмов анализа изображений ГрТО на сегодняшний день остается актуальной.

Новизна предлагаемого в настоящей работе подхода к решению проблемы заключается в использовании математической модели изображения ГрТО на основе ассоциированного с ним сплошного образа (АСО). Использование данной модели позволяет применить для анализа точечных сцен известные эффективные математические методы анализа изображений распределенных объектов, в том числе и одни из самых быстродействующих – методы морфологического анализа контуров изображений.

Постановка задачи. Предположим, что задача обнаружения отдельных точечных объектов в поле зрения датчика цифровой системы наблюдения решена на этапе предварительной обработки. В результате в ОЗУ изображений видеопроцессора сформирована сцена S в виде двумерного дискретного случайного поля отделенных от фона точечных отметок:

$$S(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N J_n \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_n) = S_{\phi}(\mathbf{x}) + Q_i(\mathbf{x}),$$

где $\mathbf{x} = (x, y)$ – пространственные координаты плоскости кадра изображения размерами $X_{\max} \times Y_{\max}$; N – количество точечных отметок в кадре; n – номер точечной отметки; J_n, \mathbf{x}_n – яркость и координаты n -й точечной отметки; $\delta(\mathbf{x})$ – символ Кронекера; $S_{\phi}(\mathbf{x})$ – поле ложных отметок (совокупность ошибок обнаружения первого рода); $Q_i(\mathbf{x})$ – множество обнаруженных точек ГрТО; i – номер класса ГрТО.

Предположим, что априори о ГрТО нам неизвестно ничего, кроме приблизительных очертаний области, ограничивающей возможное расположение точечных объектов, а также среднего числа или плотности точечных отметок в этой области. Такой ситуации соответствует математическая модель изображения ГрТО в виде выборки из случайного равномерного поля точек $S_c(\mathbf{x})$ в пределах окна (ассоциированного сплошного образа) заданной формы $h_i(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \varphi_0)$ [6]:

$$Q_i(\mathbf{x}) = h_i(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \varphi_0) S_c(\mathbf{x}),$$

где \mathbf{x}_0, φ_0 – смещение и угловая ориентация ГрТО в сцене. Для случая, когда ГрТО наблюдается на статистически однородном фоне и $h_i(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \varphi_0) = \{0, 1\} \forall \mathbf{x}$, а также яркость отметок не является информативной ($S(\mathbf{x}) = \{0, 1\}$), условные распределения вероятностей значений отсчетов на произвольном интервале наблюдения T в сцене имеют вид

$$\begin{aligned} P(S | H_i, \mathbf{x}_0, \varphi_0) &= \prod_{j=1}^t P(S(\mathbf{x}_j)) = \prod_{n=1}^k p_1(\mathbf{x}_{j_n}) \prod_{m=1}^{t-k} p_0(\mathbf{x}_{j_m}) = \\ &= (p_{c_i} + p_{\phi})^{k_{\phi}(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0)} p_{\phi}^{k_i(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0)} (1 - p_{c_i} + p_{\phi})^{v_{\phi}(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0)} (1 - p_{\phi})^{v_i(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0)}. \quad (1) \end{aligned}$$

Здесь $P(S(\mathbf{x}_j))$ – распределение вероятностей значений одного отсчета сцены S ; $p_1(\mathbf{x}_j) = P[S(\mathbf{x}_j) = 1] = p_{c_i} h_i(\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_0, \varphi_0) + p_{\phi}$ – вероятность появления точечных объектов в отсчете $S(\mathbf{x}_j)$; $p_0(\mathbf{x}_j) = P[S(\mathbf{x}_j) = 0] = 1 - p_1(\mathbf{x}_j)$ – вероятность отсутствия точечных объектов в отсчете $S(\mathbf{x}_j)$; t – количество отсчетов на интервале наблюдения; $k = \sum_{\mathbf{x}_j \in T} S(\mathbf{x}_j)$ – количество

ненулевых отсчетов на интервале наблюдения; j_n, j_m – номера ненулевых и нулевых отсчетов соответственно; $k_{\text{сф}}(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0) = \sum_{\mathbf{x} \in T} S(\mathbf{x})h_i(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0, \varphi_0)$ –

число точечных отметок в области АСО, где $h_i(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0, \varphi_0) = 1$; $k_n(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0) = k - k_{\text{сф}}(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0)$ – число точечных отметок в области фона, где $h_i(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0, \varphi_0) = 0$; $v_{\text{сф}}(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0) = E_i - k_{\text{сф}}(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0)$ – число нулевых отсчетов в области АСО; $v_n(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0) = t - E_i - k_n(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0)$ – число нулевых отсчетов в области фона; $E_i = \sum_{\mathbf{x}} h_i(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \varphi_0)$ – площадь АСО; H_i – гипотеза о нали-

чии в сцене объекта i -го класса, причем если ГрТО отсутствует в сцене, то $i=0$ и $h_0(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \varphi_0) = 0 \forall \mathbf{x}$; $p_{\text{с}i}$ – средняя плотность точек поля сигнальных отметок $S_{\text{с}}(\mathbf{x})$; $p_{\text{ф}}$ – плотность точек поля ложных отметок $S_{\text{ф}}(\mathbf{x})$, равная вероятности ложной тревоги при обнаружении точечных объектов.

С учетом данной модели все основные задачи анализа изображений ГрТО (обнаружения, распознавания, оценки параметров смещения и угловой ориентации ГрТО в кадре) можно сформулировать следующим образом. Необходимо на основе анализа наблюдения $S(\mathbf{x})$ вынести обоснованное (с точки зрения того или иного критерия) решение $(\hat{H}, \hat{\mathbf{x}}_0, \hat{\varphi}_0)$ в пользу одной из возможных ситуаций $(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0)$, если $\{h_i(\mathbf{x}), p_{\text{с}i}, P_0(H_i)\}_{i=0, I}$ (где I – количество возможных классов; $P_0(H_i)$ – априорная вероятность соответствующей гипотезы) и $p_{\text{ф}}$ считаются заданными.

Подход к распознаванию ГрТО на основе первичного описания точечной сцены. Определим вид решающего правила, минимизирующего вероятность ошибки распознавания ГрТО, а в качестве метода преодоления априорной неопределенности относительно параметров положения объекта в сцене примем метод, состоящий в подстановке в функции правдоподобия (1) оценок максимального правдоподобия указанных параметров:

$$\begin{aligned} \hat{H}_i &= \arg \max_i [\ln \{P_0(H_i)P(S | H_i, \hat{\mathbf{x}}_0^i, \hat{\varphi}_0^i)\}] = \\ &= \arg \max_i [k_{\text{сф}}(i, \hat{\mathbf{x}}_0^i, \hat{\varphi}_0^i)C_1^i + kC_2 + E_iC_3^i + C_4 + \ln P_0(H_i)] = \\ &= \arg \max_i [k_{\text{сф}}(i, \hat{\mathbf{x}}_0^i, \hat{\varphi}_0^i)C_1^i + E_iC_3^i + \ln P_0(H_i)], \end{aligned} \quad (2)$$

где $C_1^i = \ln \left\{ \frac{(p_{\text{с}i} + p_{\text{ф}})}{p_{\text{ф}}} \right\} + \ln \left\{ \frac{1 - p_{\text{ф}}}{1 - p_{\text{с}i} - p_{\text{ф}}} \right\}$, $C_3^i = \ln \left\{ \frac{(1 - p_{\text{с}i} - p_{\text{ф}})}{1 - p_{\text{ф}}} \right\}$ – константы,

зависящие от номера класса ГрТО; $C_2 = \ln \left\{ \frac{p_{\text{ф}}}{1 - p_{\text{ф}}} \right\}$, $C_4 = t \ln \{1 - p_{\text{ф}}\}$ – константы, не зависящие от номера класса ГрТО;

$$(\hat{\mathbf{x}}_0^i, \hat{\varphi}_0^i) = \arg \max_{\mathbf{x}_0, \varphi_0} P(S | H_i, \mathbf{x}_0, \varphi_0) = \arg \max_{\mathbf{x}_0, \varphi_0} k_{\text{сф}}(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0) \quad (3)$$

– оценки максимального правдоподобия параметров положения ГрТО в сцене;

$$k_{\text{сф}}(i, \mathbf{x}_0, \varphi_0) = \sum_{\mathbf{x}} S(\mathbf{x}) h_i(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0, \varphi_0) = \sum_{n=1}^N h_i(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_0, \varphi_0) \quad (4)$$

– взаимно корреляционная функция наблюдаемой сцены $S(\mathbf{x})$ и изображения АСО группового точечного объекта фиксированного класса.

Как следует из выражений (1)–(4), оптимальный алгоритм распознавания ГрТО состоит в вычислении статистик

$$\varepsilon_i = k_{\text{сф}}(i, \hat{\mathbf{x}}_0^i, \hat{\varphi}_0^i) C_1^i + E_i C_3^i + \ln P_0(H_i)$$

с помощью фильтров, согласованных с изображением АСО $h_i(\mathbf{x})$ соответствующих классов ГрТО, и выборе номера фильтра с максимальным взвешенным и скомпенсированным с учетом площади и плотности точек ГрТО выходным эффектом.

Характеристики пространственно-корреляционного алгоритма принятия решений. Вероятности ошибок обнаружения и распознавания для полученного алгоритма можно определить следующим образом:

$$P(\hat{H}_j | H_i) = P(\Delta\varepsilon_{ij} < 0 | H_i) = \int_{-\infty}^0 P(\Delta\varepsilon_{ij} | H_i) d\Delta\varepsilon_{ij},$$

где $P(\Delta\varepsilon_{ij} | H_i)$ – условное распределение вероятности статистики распознавания:

$$\Delta\varepsilon_{ij} = \{k_{\text{сф}}(i, \hat{\mathbf{x}}_0^i, \hat{\varphi}_0^i) C_1^i - k_{\text{сф}}(j, \hat{\mathbf{x}}_0^j, \hat{\varphi}_0^j) C_1^j\} + \{E_i C_3^i - E_j C_3^j\} + \ln \frac{P_0(H_i)}{P_0(H_j)}.$$

Так как вероятность ошибки зависит от множества параметров, то характеристики распознавания в общем случае являются многомерными. Поэтому в рамках данной статьи для более наглядного и компактного их представления ограничимся интегральными оценками, которые были получены теоретически и подтверждены статистическими испытаниями программных моделей алгоритма распознавания ГрТО на ЭВМ.

Так, например, даже в сложной помеховой обстановке (диапазон интенсивности ложных отметок до $p_{\text{ф}} = 1,5 \cdot 10^{-3}$) для ГрТО двух классов с плотностью отметок $p_c = 0,1$, отличающихся лишь формой АСО и имеющих равный 0,8 максимальный коэффициент корреляции изображений АСО при площади 1000 пикселей, вероятность ошибки распознавания не превышает 0,1, т. е. полученный алгоритм распознавания обладает практически значимой достоверностью решений в сложных условиях наблюдения.

Трудоёмкость предложенного алгоритма, как следует из (4), не зависит от размеров изображения $X_{\text{max}} \times Y_{\text{max}}$, а определяется числом N точечных отметок в сцене и площадью АСО E_i и невысока при известной угловой ориентации ГрТО φ_0 . Так как пространственный фильтр не является инвариантным к номеру класса i и угловой ориентации изображения ГрТО φ_0 , то при неизвестных данных параметрах оптимальная структура

устройств многоканальна. Суммарная трудоемкость распознавания в этом случае выше почти на два порядка и составляет $40 \div 120 \cdot 10^6$ операций типа сложение–умножение на один анализируемый класс.

Таким образом, полученные алгоритмы способны надежно функционировать в широком диапазоне вероятностей ложных отметок, являются оптимальными для случая наихудшей априорной определенности положений отдельных точек ГрТО. Тем не менее учитывая современную производительность ЭВМ, при большом алфавите классов данные алгоритмы обеспечивают реальный масштаб времени только при известной или заданной приближенно угловой ориентации.

Подход к распознаванию ГрТО на основе контурного описания точечной сцены. Решение проблемы трудоемкости при неизвестной ориентации ГрТО возможно в рамках подхода, предполагающего переход к анализу вторичного малоразмерного описания ГрТО.

Согласно принятой в работе базовой модели ГрТО на основе ассоциированного сплошного образа, информативными для распознавания являются всего три параметра: форма АСО, количество точек ГрТО, плотность ограниченного АСО фрагмента поля точек. Так как последние два признака – одномерные скалярные величины, учет которых при распознавании не представляет трудности, то ограничимся рассмотрением вопросов, связанных с распознаванием ГрТО по признакам формы.

Наиболее общий подход к описанию формы ГрТО состоит в образовании связанной фигуры $N(x, y)$ на некотором подмножестве точечных отметок Q_m сцены и составлении описания $\mathbf{N} = \{v_1, v_2, \dots, v_l\}$ формы этой фигуры одним из методов, характерных для пространственно распределенных объектов [1, 3].

Известные методы формирования фигур на множестве точек (на основе графов с вершинами в точечных отметках [1, 3], с помощью вектор-пучков из центра тяжести группы), а также интегральные характеристики (площадь и периметр графа (многоугольника), коэффициент формы таких фигур и т. п. [3]) обладают низкой помехоустойчивостью. Даже при незначительных флуктуациях координат точек, появлении ложной отметки либо пропуске одной полезной отметки может произойти кардинальная перегруппировка ребер графов, нарушение порядка следования векторов в пучке, скачкообразно изменится площадь, периметр и другие характеристики формы фигур, а следовательно, и описание $\mathbf{N} = \{v_1, v_2, \dots, v_l\}$. Кроме того, остается открытым вопрос выбора подмножества Q_m .

Большой помехоустойчивостью обладает предлагаемая методика преобразования произвольного фрагмента поля точек $Q(\mathbf{x})$ в ассоциированный сплошной образ $G(\mathbf{x})$, где яркость каждого элемента АСО, положение и кривизна его границ определяются кумулятивным вкладом всех точек фрагмента, а не единственной точкой. В качестве таких преобразований могут быть использованы линейные операции:

1. Низкочастотная пространственная фильтрация (расфокусировка) поля точек:

$$G(\mathbf{x}) = Q(\mathbf{x}) \otimes h_{\text{нп}}(\mathbf{x} | r_0) = \sum_{n=1}^N J_n h_{\text{нп}}(x - x_n, y - y_n | r_0), \quad (5)$$

где $h_{\text{нф}}(\mathbf{x} | r_0)$ – импульсная характеристика пространственного фильтра, например, колоколообразного вида:

$$h_{\text{нф}}(\mathbf{x} | r_0) = \exp\{-(x^2 + y^2)/r_0^2\}$$

(\otimes – символ операции свертки; r_0 – параметр, определяющий скорость затухания отклика фильтра на дельта-импульс и согласованный с плотностью точек ГрТО p_{ci}).

2. Построение модели физических полей, где в качестве источников поля принимаются заряды, пропорциональные яркости точечных отметок и размещенные в этих точечных отметках. Во втором случае математическая запись для кумулятивного поля аналогична (5), происходит лишь замена понятия импульсной характеристики фильтра на потенциальную функцию.

Если отклик фильтра или величину потенциального поля отождествить с яркостью, то результатом преобразования $Q(\mathbf{x})$ будет яркостный рельеф $G(\mathbf{x})$, где в области сгущений точек (в области ГрТО) образуются более яркие «плато», а в области разрежения точек (в области фона) – темные «долины».

Линейность рассмотренных процедур определяет основное свойство АСО: его форма однозначно отображает взаимное расположение порождающего его поля точечных отметок.

Благодаря большой информационной избыточности потенциального и яркостного рельефов при описании статистически однородного по плотности ГрТО, его форму достаточно точно можно описать линиями сечения, например линиями уровня (контурами), ограничивающими расположение сгущений отметок:

$$N_m(x, y) = \begin{cases} C_m, & \text{если } G(x, y) = \Psi, \\ 0, & \text{если } G(x, y) \neq \Psi, \end{cases}$$

где C_m – константа; Ψ – уровень яркостного сечения.

Наибольшая информативность и устойчивость формы контуров АСО к ошибкам квантования уровней яркости обеспечивается, когда значение Ψ соответствует значению яркости с максимальным средним градиентом. Это значение можно рассчитать заранее для предполагаемых условий наблюдения и в алгоритме использовать уже в виде константы.

За счет кумулятивного характера формирования ассоциированного сплошного образа флуктуации координат отдельных точек слабо искажают форму линий уровня. Метод описания формы созвездий с помощью контуров АСО выигрывает по сравнению с другими рассмотренными способами и в плане устойчивости к импульсным помехам. Так, например, пропадание внутренней точки или появление ложной почти не изменяет форму контуров АСО. Естественно, для близкорасположенных к контурам областей это влияние несколько усиливается.

Близкое к однозначному отображение формой контура АСО $N_m(x, y)$ формы ограниченной им группы точек Q_m позволяет отождествлять результаты распознавания контуров АСО с классами ГрТО, заданными в банке эталонов видеопроцессора.

Для возможности применения эффективных в вычислительном плане цифровых методов обработки и распознавания контуров АСО примем спо-

соб их описания с помощью цепного кодирования полигональной аппроксимации линии контура [5]:

$$N = \{v(n)\}_{n=0, L-1} = \{v(n)\}_{0, L-1},$$

где

$$v(n) = \operatorname{Re} v(n) + i \operatorname{Im} v(n) = |v(n)| \exp\{i\varphi(n)\},$$

$$\varphi(n) = \operatorname{arctg}(\operatorname{Im} v(n) / \operatorname{Re} v(n)).$$

Алгоритм распознавания (отнесения к одному из заранее известных классов) наблюдаемого ГрТО с известным масштабом, оптимальный по критерию минимума расстояния в признаковом L -мерном пространстве вектор-контуров C^L и инвариантный к повороту и сдвигу изображения, сводится к следующему [5]:

$$\hat{H}_m = \arg \max_j \left[\max_d (2|(N_m, \Gamma_j^d)| - \|\Gamma_j\|^2) \right], \quad (6)$$

где Γ_j – j -й эталонный контур из множества $\{\Gamma_j\}$ электронного бортового каталога; $\Gamma_j^d = \{\gamma(n+d)\}_{0, L-1}$, $\gamma(n) = \gamma(n+L+k)$, $k=0, 1, 2, \dots$ – смещенный на d элементов ($d=0, 1, 2, \dots, L-1$) код контура Γ_j ; $(N, \Gamma^d) = \sum_{n=0}^{L-1} v(n) \gamma^*(n+d)$ –

скалярное произведение вектор-контуров в комплексном L -мерном линейном пространстве C^L всех контуров; $\|\Gamma_j\|^2 = (\Gamma_j, \Gamma_j)$ – квадрат нормы контура в этом пространстве; \hat{H}_m – решение в пользу наиболее схожего по форме эталонного контура.

Попутно, практически без увеличения трудоемкости алгоритма распознавания, могут быть получены оценки максимального правдоподобия основных параметров преобразования контуров ГрТО: сдвига начальной точки кода относительно эталона и угла поворота контура наблюдаемого ГрТО относительно эталона [5]:

$$\hat{d}_m = \arg \max_d \left| (N_m, \Gamma_j^d) \right|_{\hat{H}_m}, \quad (7)$$

$$\hat{\phi}_m = \operatorname{arctg} \left(\frac{\operatorname{Im}(N_m, \Gamma_j^d)}{\operatorname{Re}(N_m, \Gamma_j^d)} \right) \Big|_{\hat{H}_m, \hat{d}_m}.$$

Характеристики распознавания ГрТО по форме контура ассоциированного сплошного образа. Характеристики принятия решений о классе ГрТО по форме контура АСО также являются многомерными. Из-за нелинейности процедуры выделения контура АСО теоретические характеристики удалось получить только для очень упрощенной модели контурных шумов. В связи с этим ниже приводятся выборочные оценки результатов статистических испытаний программных моделей алгоритмов на ЭВМ. В качестве выборочной оценки дадим характеристики, полученные в условиях

наблюдения, аналогичных ранее рассмотренным. Так, например, с доверительной вероятностью 0,9 для двух классов ГрТО, у которых модуль нормированного скалярного произведения $(\Gamma_i, \Gamma_j)_{II} = (\Gamma_i, \Gamma_j) / \|\Gamma_i\| \|\Gamma_j\| \approx 0,7$ (величина характеризует близость формы контуров [5]), средняя вероятность ошибочного распознавания не превышает 0,1 при уровне ложных отметок $\rho_{\text{ф}} \leq 1,2 \cdot 10^{-3}$. Таким образом, пороговое значение плотности ложных отметок ниже по сравнению с пространственно-корреляционным подходом приблизительно в 1,3 раза. Следует отметить, что при более высоких плотностях ложных отметок из-за высокой вероятности присоединения крупных участков фоновых отметок к области ГрТО применение контурного подхода нецелесообразно даже для менее схожих по форме классов ГрТО.

Трудоемкость рассмотренного подхода к распознаванию ГрТО складывается из трудоемкости формирования контурного описания и трудоемкости алгоритма распознавания контуров АСО. Требуемое количество операций для реализации первого этапа определяется числом точек в сцене N и размерами апертуры дефокусирующего фильтра $h_{\text{мф}}(\mathbf{x})$, а число операций для второго этапа – размерностью контуров L и числом классов I . Благодаря плавности линий уровня кумулятивного яркостного рельефа, размерность пространства контуров без ощутимых потерь в качестве распознавания можно ограничить на уровне $50 < L < 100$. С учетом этого при $N = 100$, размерах окна дефокусирующего фильтра 64×64 трудоемкость первого этапа составит около 4–5 млн операций типа сложение–умножение, а трудоемкость второго этапа – 0,1–0,5 млн операций на каждый анализируемый класс в зависимости от количества ГрТО в наблюдаемой сцене.

Рассмотренная методика распознавания ГрТО апробировалась на имитационной модели системы ориентации летательных аппаратов по изображению звездного неба. Как следует из результатов статистических испытаний на ЭВМ, применение данной технологии обеспечивает вероятность правильной идентификации фрагментов звездного неба около 98 % и точность ориентации по одному контуру от 0,5 до 3° для каждого вектора летательного аппарата в следующих условиях наблюдения: угол зрения астродатчика 30–45°, размер изображения 256×256 элементов разрешения, размерность кода контура АСО $L = 50$, отношение сигнал/шум по яркости на выходе астродатчика 20, вероятность пропуска звезды вследствие мерцания от 0 до 10^{-4} , плотность ложных отметок от 10^{-6} до $4,5 \cdot 10^{-4}$, фиксированный уровень ложных тревог при обнаружении звезд 10^{-7} , максимальная видимая датчиком звездная величина 5.

При необходимости повышения точности ориентации в дальнейшем можно применить алгоритмы идентификации уже не фрагментов звездного неба, а отдельных астрономических ориентиров (например, метод трасс [1] или метод распознавания сечения АСО цилиндрической поверхностью с осью симметрии, перпендикулярной плоскости кадра и пересекающей эту плоскость в точке с координатами ориентира (x_n, y_n) [7]).

Благодаря естественному объединению отдельных астрономических ориентиров в групповые ориентиры с единым АСО – созвездия, более чем на порядок уменьшается число классов эталонов астрономических ориентиров и размерность описания наблюдаемого участка звездного неба.

Использование полученных после распознавания контуров АСО оценок как априорных сведений о положении летательного аппарата максимально

сокращает список вероятных звезд-кандидатов из бортового каталога и близкое к реальному суммарное быстроедействие ориентации (не более 10 с в переходном режиме) даже на современных персональных ЭВМ.

Заключение. Таким образом, в рамках модели групп изолированных точечных объектов на основе АСО предложены два подхода к их распознаванию: оптимальный, состоящий в пространственной согласованной фильтрации исходной точечной сцены, и квазиоптимальный, состоящий в контурной согласованной фильтрации вторичного описания точечной сцены. Подходы отличаются своей производительностью и эффективностью принятия решений. Из сопоставления характеристик алгоритмов распознавания ГрТО следует, что в условиях ограниченных временных ресурсов первый подход целесообразно использовать в сложной помеховой обстановке (высокий уровень ложных отметок и пропуска сигнальных) при небольшом алфавите классов или при невысокой априорной неопределенности относительно угловой ориентации ГрТО. Использование подхода на основе анализа формы контуров ассоциированных с ГрТО сплошных образов более предпочтительно при любом количестве классов и произвольной угловой ориентации изображения, если плотность ложных отметок ниже плотности точек ГрТО, по крайней мере, на три порядка.

Следует отметить, что оба рассмотренных подхода могут найти применение и для распознавания изображений распределенных объектов, если они имеют характерные локализуемые в пространстве признаки (в том числе и различной физической природы), расположение и природа которых представляема в виде разнорядких точек на плоскости.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Анисимов В. В., Курганов В. Д., Злобин В. К.** Распознавание и цифровая обработка изображений. М.: Высш. шк., 1983.
2. **Белоглазов И. Н., Тарасенко В. П.** Корреляционно-экстремальные системы. М.: Сов. радио, 1974.
3. **Бурый А. С., Михайлов С. Н.** Методы идентификации астроориентиров в задачах ориентации и навигации космического аппарата по изображениям звездного неба // Зарубежная радиоэлектрон. 1994. № 7–8. С. 44.
4. **Горчица Г., Бочкарев А., Почуев С.** Бортовое радиоэлектронное оборудование самолета F-22 // Зарубежное военное обозрение. 1993. № 6. С. 44.
5. **Фурман Я. А., Юрьев А. Н., Яншин В. В.** Цифровые методы обработки и распознавания бинарных изображений. Красноярск: Изд-во Краснояр. ун-та, 1992.
6. **Плекин В. Я., Кревецкий А. В.** Обнаружение групповых точечных объектов с известной формой ассоциированного сплошного образа // Изв. вузов. Радиоэлектроника. 1992. 35, № 4. С. 66.
7. **Кревецкий А. В.** Выделение особых точек в групповом точечном объекте // Цифровая обработка многомерных сигналов: Межвуз. сб. науч. тр. МарПИ, ЛЭТИ, МАИ, МИРЭА. Йошкар-Ола, 1992. С. 70.

Поступила в редакцию 4 марта 1997 г.