

МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 621.391.266

А. В. Кревецкий, С. Е. Чесноков

(Йошкар-Ола)

КОДИРОВАНИЕ И РАСПОЗНАВАНИЕ
ИЗОБРАЖЕНИЙ МНОЖЕСТВ ТОЧЕЧНЫХ ОБЪЕКТОВ
НА ОСНОВЕ МОДЕЛЕЙ ФИЗИЧЕСКИХ ПОЛЕЙ*

Предлагаются и сопоставляются два метода комплекснозначного кодирования формы множеств точечных объектов на плоскости изображения, основанные на дискретизации кумулятивного потенциального и векторного полей, порожденных данными объектами. Приводятся алгоритмы максимального правдоподобия распознавания и измерения параметров, инвариантные к типовым геометрическим преобразованиям изображений. Дается сравнительный анализ эффективности алгоритмов.

Введение. Задачи распознавания и измерения параметров изображений точечных объектов, размеры которых соизмеримы с элементом разрешения регистрирующей аппаратуры, часто возникают на конечном этапе локационного наблюдения, выполняемого системами ориентации летательных аппаратов, управления воздушным движением, а также рядом других систем [1–5]. Множества таких объектов, объединенные набором признаков, образуют групповые точечные объекты (ГрТО). Часто групповые признаки обладают большей устойчивостью к действию шумов и помех по сравнению с признаками отдельных малоразмерных объектов (например яркостью или спектральным составом излучения) и имеют большую информативность для решения вышеназванных задач [1, 2].

Наиболее информативным признаком для распознавания (идентификации) зашумленных изображений ГрТО в среднем для большинства приложений служит форма взаимного расположения точечных объектов ГрТО [1, 2, 5]. Наименее трудоемкий подход к распознаванию формы ГрТО при неизвестных параметрах геометрических преобразований изображений состоит в образовании связной фигуры $N(x, y) = N(\mathbf{x})$ на некотором подмножестве точечных отметок Q наблюдаемой сцены и анализе описания $N = \{v_0, v_1, \dots, v_L\}$ формы этой фигуры (где L – размерность описания) одним из методов, характерным для распознавания формы пространственно распределенных объектов [1, 2].

* Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 01-01-00298).

Известные методы формирования фигур на множестве точек (на основе минимальных или полных графов [1, 2] с вершинами в точечных отметках, с помощью вектор-пучков из центра тяжести группы), а также интегральные характеристики (площадь и периметр графа (многоугольника), коэффициент формы таких фигур и т. п.) обладают низкой устойчивостью к координатным шумам и импульсным помехам.

Кроме того, существует обширное семейство классов ГрТО, для которых возникает проблема отнесения подмножества точечных объектов к тому или иному ГрТО (проблема пространственной локализации). Это имеет место в случае наблюдения ГрТО, расстояние между которыми соизмеримо с расстоянием между точечными объектами внутри ГрТО. Примером могут служить астрономические ориентиры или объекты, площадь которых превышает размеры поля зрения датчика изображения. Такие объекты назовем полями точечных объектов.

В настоящей работе предлагается метод распознавания формы ГрТО, в котором более высокая помехоустойчивость достигается за счет кумулятивного вклада всех точек наблюдаемого множества объектов в значение каждого отсчета описания формы $\mathbf{N} = \{v_0, v_1, \dots, v_L\}$, а проблема локализации ГрТО снимается не зависящей от формы и количества ГрТО методикой формирования описания.

Формирование ассоциированного сплошного образа. В основе предлагаемого метода лежит процедура отображения произвольного множества Q из N точек:

$$Q(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N J_n \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_n) \quad (1)$$

в ассоциированный сплошной образ (АСО) $N(\mathbf{x})$. В качестве такого отображения использованы операции формирования моделей физических полей, где источниками поля принимаются заряды q_n , пропорциональные яркости J_n точечных отметок и размещенные в этих точечных отметках с координатами \mathbf{x}_n . При этом возможны две методики формирования кумулятивного поля.

Первая базируется на использовании модели потенциального поля и не учитывает направление на точечный объект – источник:

$$N(\mathbf{x}) = T_1[Q(\mathbf{x}) | r_0] = \sum_{n=1}^N J_n h_{\text{ПП}}(x - x_n, y - y_n | r_0), \quad (2)$$

где $h_{\text{ПП}}(\mathbf{x} | r_0)$ – потенциальная функция, например, колоколообразного вида: $h_{\text{ПП}}(\mathbf{x} | r_0) = \exp\{-(x^2 + y^2)/r_0^2\}$; $T_1[\bullet]$ – оператор формирования кумулятивного потенциального поля; r_0 – параметр, определяющий скорость затухания поля при удалении от источника.

Вторая методика использует модель векторного поля, учитывающего направление на источник:

$$\begin{aligned} \mathbf{N}(\mathbf{x}) &= T_2[Q(\mathbf{x}) | r_0] = N(\mathbf{x}) \exp(i\varphi(\mathbf{x})) = \\ &= \sum_{n=1}^N J_n h_{\text{ПП}}(x - x_n, y - y_n | r_0) \exp\{i\varphi_n(x, y)\}, \end{aligned} \quad (3)$$

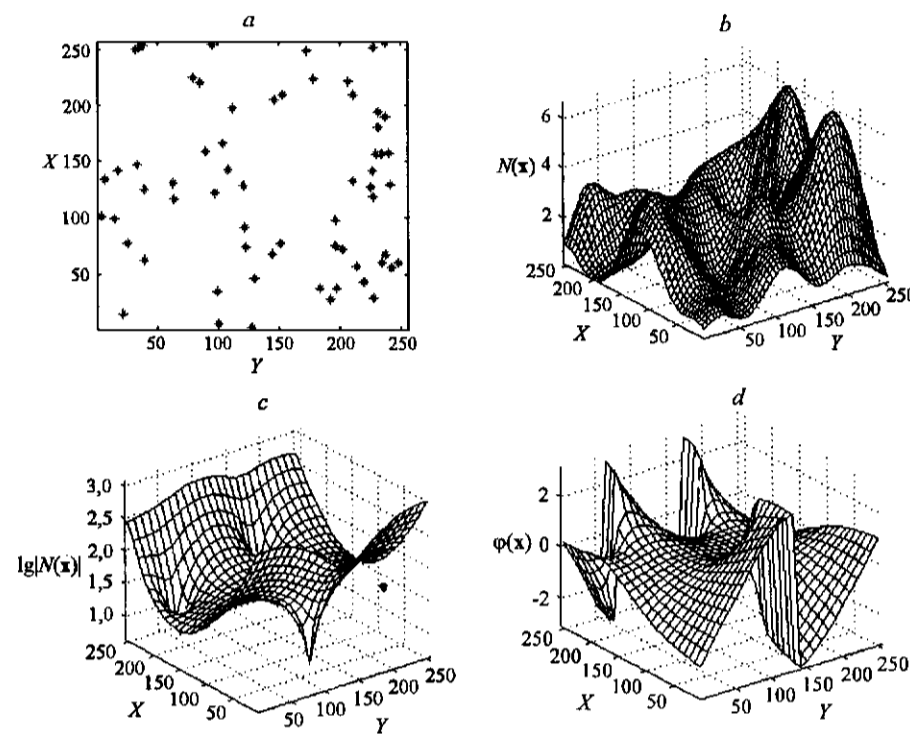


Рис. 1

где n – номер точечного объекта; $\varphi_n(x, y) = \text{arctg}((y - y_n)/(x - x_n))$ – направление на источник с номером n ; T_2 – оператор формирования векторного поля на множестве точек.

На рис. 1 приведены результаты рассмотренных отображений: исходная точечная сцена (а); потенциальный рельеф (2) (b); распределение потенциала векторного поля (3) (c); распределение аргумента $\varphi(\mathbf{x})$ векторного поля (d).

Очевидно, что форма кумулятивного поля в окрестности любой точечной отметки будет связана с взаимным расположением ее ближайших соседей, т. е. с формой ГрТО. Приведенная модель АСО задает однозначное линейное отображение $Q(\mathbf{x}) \rightarrow N(\mathbf{x})$, которое позволяет представить модель ГрТО моделью АСО [2, 4, 5] в задачах выделения признаков формы ГрТО и ее идентификации.

Совокупность всех значений поля в анализируемом кадре изображения оказывается избыточной с точки зрения уникальности описания формы ГрТО разных классов [2, 4, 5]. Поэтому для повышения вычислительной эффективности процедуры обработки изображений ГрТО целесообразно использовать сечения кумулятивного поля, например горизонтальные (в виде линий уровня поля):

$$N'(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{при } N(\mathbf{x}) = N_0; \\ 0 & \text{в остальных случаях} \end{cases}$$

или цилиндрические (в виде значений поля по окружности определенного радиуса r_1 с центром в точке-источнике q_n):

$$N'(\mathbf{x}) = \begin{cases} N(\mathbf{x}) & \text{при } \mathbf{x} = \arg[(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2 = r_1^2]; \\ 0 & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Выбор сочетания вида поля и вида сечения следует выполнять с учетом специфики классов ГрТО конкретного приложения по критерию максимальной эффективности распознавания. В частности, для пространственно компрессированных полей предпочтительно использовать цилиндрические сечения.

Кодирование формы фрагментов поля. Вначале рассмотрим методику кодирования формы локального фрагмента поля точечных объектов на базе цилиндрического сечения векторного кумулятивного поля (3).

Комплексный характер отсчетов векторного поля $N(\mathbf{x})$ позволяет рассматривать результат дискретизации любого его сечения как набор элементарных векторов $\{v_n\}_{0, L-1}$, т. е. вектор-контур $\mathbf{N} = \{v_0, v_1, \dots, v_{L-1}\}$. Это, в свою очередь, дает возможность применить строгий математический аппарат теории обработки дискретных комплексных сигналов, а также методы контурного анализа [3] для распознавания формы таких представлений полей точечных объектов и оценки параметров их геометрических преобразований.

На рис. 2 приведены этапы кодирования формы ГрТО: изображение рассеянного звездного скопления М6 с выделенным рамкой полем зрения датчика изображения (а); векторная диаграмма комплексных отсчетов цилиндрического сечения векторного поля (б); цепное представление кода формы поля точек для точки 1 (с); цепное представление кода формы поля точек для точки 2 (д).

Теперь рассмотрим случай кодирования формы локального фрагмента поля точечных объектов на базе цилиндрического сечения потенциального кумулятивного поля (2). Поставим в соответствие каждому отсчету кода $\mathbf{N} = \{v_0, v_1, \dots, v_{L-1}\}$ две величины: модулю $|v_i|$ — значение потенциального поля $N(\mathbf{x})$ в соответствующей точке \mathbf{x}_i на основании его цилиндрического сечения; аргументу ϕ_i — направлению от источника поля q_n , расположенного в центре кодируемого фрагмента поля точечных объектов, к указанной точке с координатами \mathbf{x}_i : $\phi_i = \arctg((y_i - y_n)/(x_i - x_n))$.

На рис. 3 приведены два графических представления кодов формы ГрТО для точечных объектов 1 и 2 из наблюдаемой точечной сцены рис. 2, а: векторная диаграмма кодов (а), представление кодов формы для первого и второго точечных объектов соответственно (б, с).

Модель наблюдаемого вектор-контура. Предположим, что на этапе обучения эталонные фрагменты поля точечных объектов $Q(\mathbf{x})$ с центрами в точечных объектах $\{q_n\}_{1, N}$ с помощью рассмотренной методики описания формы поля отображены в соответствующие эталонные комплекснозначно-кодированные вектор-контуры $\{\Gamma_n\}_{1, N}$, $\Gamma_n = \{\gamma_{n_0}, \gamma_{n_1}, \dots, \gamma_{n_{L-1}}\}$.

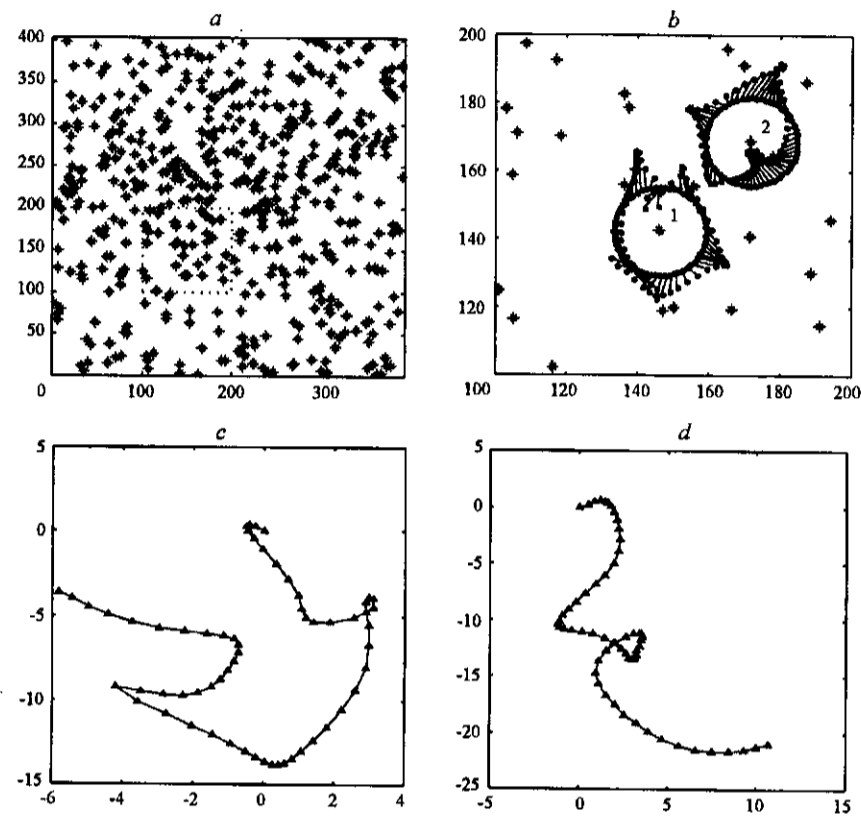


Рис. 2

В результате наблюдения поля $Q(\mathbf{x})$ и обнаружения точечных объектов сформирована зашумленная точечная сцена (машинный кадр):

$$S(\mathbf{x}) = T_3[Q(\mathbf{x})] + S_n(\mathbf{x}), \quad x = 1, 2, \dots, X, \quad y = 1, 2, \dots, Y,$$

включающая подмножество обнаруженных точечных объектов $Q'(\mathbf{x})$ и случайное поле ложных отметок $S_n(\mathbf{x})$. Здесь $T_3[\bullet]$ – оператор обнаружения изображения точечных объектов. Координаты \mathbf{x}'_n точечных отметок подмножества $Q'(\mathbf{x})$ могут отличаться от эталонных в общем случае не только на ве-

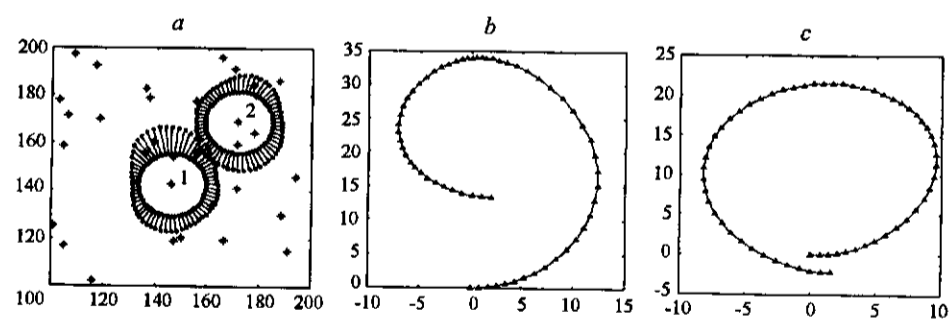


Рис. 3

личины, определяемые геометрическими преобразованиями наблюдаемого изображения, но также и на случайную величину координатных шумов $\xi = (\xi_x, \xi_y)$: $\mathbf{x}'_n = \mathbf{x}_n + \xi_n$.

Пусть также в результате отображения наблюдаемой точечной сцены $S(\mathbf{x})$ по методу векторного поля в множество ассоциированных сплошных образов $\{\mathbf{N}_m(\mathbf{x})\}_{1, M}$ сформировано множество наблюдаемых вектор-контуров $\{\mathbf{N}_m\}_{1, M}$, $\mathbf{N}_m = \{v_{m_0}, v_{m_1}, \dots, v_{m_{L-1}}\}$:

$$\{\mathbf{N}_m\}_{1, M} = T_4[T_2[S(\mathbf{x}) | r_0] | r_1], \quad (4)$$

где $T_4[\bullet]$ — оператор взятия отсчетов кумулятивного векторного поля.

Импульсный шум, обусловленный пропуском полезных и появлением ложных отметок, и координатный шум искажают форму поля, а соответственно и значения отсчетов поля v_{m_i} (элементарных векторов). Искажение формы вектор-контуров удобно представить аддитивной моделью контурных шумов:

$$\mathbf{N}_n = \Gamma_n(d_n, \varphi_{n_0}) + \mathbf{E}_n = \{v_{n_i}\}_{0, L-1} = \{\gamma_{n_i} + \varepsilon_{n_i}\}_{0, L-1},$$

где \mathbf{E}_n — шумовой вектор-контур; φ_0 — угловое рассогласование эталонного и наблюдаемого изображений; d_n — циклический сдвиг начальной точки контура; $\Gamma(d, \varphi_0) = \{\gamma_{i+d} \exp i\varphi_0\}$.

Множества контуров, представляющих собой зашумленные копии одного эталонного вектор-контура Γ_n , образуют в пространстве всех контуров подмножества. Вектор-контуров этих подмножеств будем называть эквивалентными по форме и считать принадлежащими одному классу с номером n , $n = 1, 2, \dots, N$.

С учетом принятой модели наблюдения задачу распознавания фрагментов поля сформулируем следующим образом. На основе анализа наблюдаемого вектор-контура \mathbf{N} необходимо вынести обоснованное решение \hat{H} в пользу одной из альтернативных гипотез $\{H_n\}_{0, N}$ о принадлежности \mathbf{N} одному из заданных классов, если значения параметров (d, φ_0) заранее неизвестны. Нулевая гипотеза H_0 здесь соответствует ситуации, когда распознающему устройству предъявляется контур, порожденный ложной отметкой. В некоторых случаях могут быть также сформулированы предположения об априорных вероятностях гипотез $\{p_n\}_{0, N}$, $p_n = P[H_n]$, и матрице потерь $\Pi = \{\Pi_{ij}\}$. Для применения методов статистического синтеза решающих правил необходимо также знание статистических характеристик контурных шумов.

Авторами получены выборочные законы распределений действительной и мнимой составляющих шума ε_i элементарных векторов наблюдаемых вектор-контуров $\mathbf{N} = \{\gamma_i + \varepsilon_i\}_{0, L-1}$ для случая использования потенциальной функции $h_{\text{ИП}}(\mathbf{x} | r_0) = \exp\{-x^2 + y^2 / r_0^2\}$ при нормальном законе распределения координатных шумов ξ_x и ξ_y . Результаты проверки гипотез о законе распределения ε позволяют с доверительной вероятностью 0,99 принять гипотезу о нормальном законе распределения действительных и мнимых составляющих контурных шумов с нулевым математическим ожиданием как для методики векторного, так и для методики потенциального поля.

Распознавание и оценка параметров вектор-контуров. Если предположить, что количество отсчетов (элементарных векторов) вектор-контуров

назначается с учетом теоремы отсчетов Котельникова, то с достаточной для практики достоверностью можно рассматривать компоненты шумовых вектор-контуров E_n статистически независимыми. В этом случае оптимальные по наиболее распространенным критериям алгоритмы распознавания вектор-контуров существенно упрощаются. В частности, оптимальное правило распознавания контуров АСО (по критериям максимального правдоподобия и минимального расстояния в многомерном комплексном пространстве вектор-контуров) в условиях априорной неопределенности относительно ракурса и масштаба наблюдения сводится к вычислению модулей скалярных произведений эталонных вектор-контуров с наблюдаемым:

$$\hat{H} = \arg \max_n \left[\max_d \frac{|(N, \Gamma_n(d))|}{\|\Gamma_n\|} \right], \quad n = 1, 2, \dots, N, \quad (5)$$

где $(N, \Gamma_n) = \sum_{j=0}^{L-1} v_j \gamma_j^* n_j$; * – знак комплексного сопряжения. Решение $\hat{H} = 0$

принимается, если $\max_{n,d} |(N, \Gamma_n(d))| < \eta_0$, где η_0 – пороговый уровень, назначаемый в соответствии с заданным критерием оптимальности, например Неймана – Пирсона, или критерием непревышения заданного расстояния в признаковом пространстве вектор-контуров. Этот алгоритм полностью совпадает с оптимальным алгоритмом распознавания контуров изображений распределенных объектов, полученным в работе [3].

Параллельно с принятием решения о классе наблюдаемого вектор-контуров удастся получить оценки максимального правдоподобия параметров преобразований, отличающие его от эталонного:

$$\hat{d}_n = \arg \max_d |(N, \Gamma_n(d))|, \quad \hat{\phi}_{0n} = \arctg \left(\frac{\text{Im}(N, \Gamma_n(\hat{d}_n))}{\text{Re}(N, \Gamma_n(\hat{d}_n))} \right). \quad (6)$$

Вычислительная эффективность алгоритма распознавания фрагментов полей точечных объектов. Общая трудоемкость алгоритма распознавания фрагментов полей точечных объектов может быть приближенно оценена в операциях сложение–умножение выражениями:

$$U = (U_1 + U_2)k_z, \quad U_1 \approx 5M^2L, \quad U_2 \approx 2MNL^2,$$

где M – число распознаваемых фрагментов (равно числу точечных объектов в сцене); N – количество классов (эталонов); L – размерность вектор-контуров; k_z – коэффициент запаса на неучтенные операции; U_1 – трудоемкость этапа отображения поля точечных объектов в множество вектор-контуров; U_2 – трудоемкость этапа распознавания вектор-контуров. Например, при $M = 50$, $N = 10$, $L = 50$, $k_z = 2$ общая трудоемкость составит $U \approx 6,25 \cdot 10^6$ операций сложение–умножение при полной априорной неопределенности относительно угловой ориентации и смещения наблюдаемого изображения. При программной реализации полученных алгоритмов даже на современных персональных ЭВМ время распознавания фрагментов поля точечных объектов меньше или приблизительно соответствует (в зависимости от условий

наблюдения) времени формирования кадра изображения. Это гарантирует реальный масштаб времени анализа наблюдаемого кадра для большинства приложений.

Характеристики распознавания фрагментов полей точечных объектов. Как следует из выражения (4), результат отображения поля точечных объектов в АСО в виде вектор-контуров из отсчетов кумулятивного поля зависит от параметров r_0, r_1 – радиусов действия поля одиночного источника и опорной окружности соответственно. Выбор значений этих параметров может влиять на достоверность результатов распознавания, а также на вычислительную эффективность алгоритма распознавания.

При заданном алгоритме распознавания наиболее обоснованным критерием оптимизации указанных параметров выступает максимум средней вероятности правильного распознавания (идентификации) $\bar{D}(r_0, r_1, g) = \sum_{j=0}^N p_j P(\hat{H} = H_j | H_j, r_0, r_1, g)$:

$$(r_0, r_1)_{\text{опт}} | g = \arg \max_{r_0, r_1} \bar{D}(r_0, r_1, g), \quad g = r_c / \sigma, \quad r_1 < r_{10}, \quad r_0 < r_{00},$$

где g – параметр, характеризующий уровень шумов в исходном изображении; r_c – среднее расстояние между соседними точечными объектами; r_{00}, r_{10} – ограничения.

На рис. 4 приведены характеристики распознавания в виде зависимости вероятности правильного распознавания \bar{D} от уровня координатных шумов g точечных объектов в сцене. Сплошной линией показан график, соответствующий методике потенциального поля, а пунктиром – векторного поля.

Характеристики найдены методом статистических испытаний на ЭВМ при следующих условиях наблюдения: $N=2, L=50, J_m=1, \forall m, p_1=p_2=1/2, p_0=0$. При каждом испытании формировалось эталонное случайное равномерное поле точечных отметок со средней плотностью p_c . Для снижения влияния краевых эффектов в качестве эталонных выбирались фрагменты, ассоциированные с точечными отметками из центральной области кадра. Наблюдаемое поле точечных объектов формировалось из эталонного зашумлением координат точечных объектов по двумерному нормальному закону с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратическим отклонением σ . Ложные отметки и пропуски сигнальных отметок отсутствовали. Для обеспечения инвариантности приведенных характеристик к масштабу изображения значения параметров r_0, r_1 и g выражены в относительных единицах среднего расстояния $r_c = \frac{1}{\sqrt{\pi p_c}}$ между соседними точечными объектами поля: $g = r_c / \sigma, r'_0 = r_0 / r_c, r'_1 = r_1 / r_c$.

Анализ характеристик распознавания выявляет следующие зависимости: 1) достоверность распознавания растет с увеличением области r_0 действия полей источников; 2) от радиуса опорной окружности r_1 она практически не зависит в диапазоне $r_1 > r_c$.

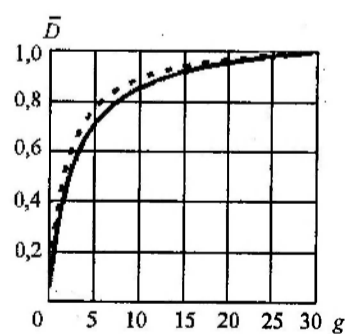


Рис. 4

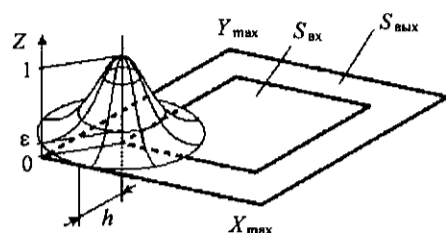


Рис. 5

В качестве ограничений r_{00}, r_{10} сверху на значения r_0 и r_1 выступает ширина h зоны краевого эффекта. Зона краевых эффектов (рис. 5) – область искажений кумулятивного поля, вызванных выходом из сектора зрения датчика части точечных объектов.

Гарантированное ограничение искажений достигается уменьшением площади $S_{вх}$ области, точечные

объекты которой должны предъявляться устройству распознавания, т. е. увеличением размеров h зоны краевого эффекта. Если площадь $S_{вых}$ фиксируется, например $S_{вх} = bS_{вых}$, то предельные значения параметров r_0, r_1 можно ограничить следующим образом:

$$r_{00} \leq \frac{h}{\sqrt{-\ln \varepsilon}} = \frac{X_{\max}(1 - \sqrt{b})}{2\sqrt{-\ln \varepsilon}}, \quad r_{10} \leq h, \quad (7)$$

где b – коэффициент уменьшения площади области анализа; X_{\max} – размер стороны кадра наблюдаемого изображения; ε – уровень допустимого искажения кумулятивного поля на границе зоны краевого эффекта.

Приведенные на рис. 4 характеристики правильного распознавания $\max D(r_0, r_1, g)$ получены с учетом ограничений (7) при следующих значениях параметров: $b = 0,28, \varepsilon = 0,025$.

Заключение. Предложенные методики описания формы групповых точечных объектов, использующие отображения точечной сцены в ассоциированные с ними модели физических полей и их сечения, позволяют свести задачу распознавания таких объектов к известной задаче распознавания изображений распределенных объектов по форме их контуров.

Приведенные оптимальные алгоритмы анализа комплекснозначно-кодированных контуров обладают высокой вычислительной эффективностью благодаря невысокой размерности кодов и инвариантности мер схожести контуров, основанных на скалярном произведении, к угловой ориентации и смещению наблюдаемого изображения.

Высокая помехоустойчивость предложенного метода представления формы множества точек обусловлена кумулятивным вкладом всех точечных объектов в значение каждого формируемого отсчета кода.

Важным дополнительным преимуществом рассмотренного метода ассоциированного сплошного образа является возможность учесть при распознавании параллельно с формой множества точечных объектов их весовые коэффициенты (яркость или спектральный состав), что теоретически повышает дискриминационные свойства описаний объектов.

Метод является гибким в плане наращивания информативности описания формы точечных объектов: достаточно увеличить число используемых сечений при составлении вектор-контуров.

Привязка описания фрагментов полей точечных объектов к местам расположения точечных объектов делает целесообразным применение полученных алгоритмов распознавания для решения не менее важной задачи – нумерации отдельных точечных объектов или их идентификации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Анисимов Б. В., Курганов В. Ф., Злобин В. К. Распознавание и цифровая обработка изображений. М.: Высш. шк., 1983.
2. Кревецкий А. В. Обработка изображений в системах ориентации летательных аппаратов. Йошкар-Ола: Изд-во МарГТУ, 1998.
3. Фурман Я. А., Юрьев А. Н., Яшин В. В. Цифровые методы обработки и распознавания бинарных изображений. Красноярск: Изд-во Краснояр. ун-та, 1992.
4. Смирнов Д. Л. Вторичное описание стохастической точечной сцены по методу сечения яркостного векторного поля // Тез. докл. Всерос. науч.-техн. конф. «Информационные технологии в электронике и электротехнике». Чебоксары: ЧувГУ, 1996.
5. Кревецкий А. В. Распознавание образов, заданных множеством характерных точек на плоскости изображения // Автометрия. 1999. № 2. С. 28.

*Марийский государственный
технический университет,
E-mail: krevetisk@marstu.mari.ru*

*Поступила в редакцию
2 ноября 2001 г.*