

$$N_2 \approx [s'(p(n' - 1) + 1) + (n^{t+1} - s')pn^t](\text{сл.} + \text{ср.} + \text{abs}) = \\ = [n'n^{t+1}p + s'(1 - p)](\text{сл.} + \text{ср.} + \text{abs}). \quad (6)$$

Тогда отношение N_1/N_2 оценивается следующим образом:

$$N_1/N_2 = (n'n^{t+1})/(n'n^{t+1}p + s'(1 - p)) > 1/(p + 1/\min(n', n^{t+1})).$$

Заключение. Предложенная схема позволяет при малых h_{\max}^t значительно сократить вычислительные затраты корреляционного алгоритма. В то же время эта схема допускает свое дальнейшее совершенствование. Например, уменьшая размер зоны h_z до некоторого оптимального значения и более тщательно выбирая множество зон, полностью покрывающих области D_j , можно уменьшить p . Другое направление улучшения второй схемы состоит в том, чтобы при $t \geq 2$, вычисляя (\hat{a}^t, \hat{b}^t) , использовать прогноз, полученный по известным параметрам сдвига при совмещении предыдущих кадров. Такая экстраполяция параметров сдвига, если она возможна из условий наблюдения участка звездного неба, приведет к уменьшению h_{\max}^t , что позволит уменьшить размер зоны h_z , а значит, и p .

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Анисимов Б. 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. Препарата Ф., Шеймос М. Вычислительная геометрия: Введение.—М.: Мир, 1989.

Поступила в редакцию 11 февраля 1992 г.

УДК 519.68

В. А. Гороховатский
(Харьков)

СТРУКТУРНО-КОРРЕЛЯЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ПРИ ОПИСАНИИ И РАСПОЗНАВАНИИ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ

Предлагается подход к сопоставлению описаний объектов на изображении, сочетающий преимущества структурного и корреляционного подходов. Корреляционная мера сходства определяется на множестве локальных признаков и учитывает структуру объекта. Обобщены опыт и особенности практической реализации соответствующих алгоритмов.

Введение. В теории и практике распознавания объектов на изображении в системах технического зрения используются два основных подхода — структурно-синтаксический и дискриминантный [1]. Каждый из них имеет свои преимущества и недостатки. Сложность применения структурно-синтаксических методов состоит в необходимости надежного выделения производных элементов (локальных признаков) в условиях помех, в трудности описания разнообразия объектов конечной системой правил, а также изменчивости производных элементов. Недостатки дискриминантных методов и близких к ним методов сравнения с эталоном состоят в слабой их устойчивости к так называемым «локальным» помехам, связанным с искажением отдельных элементов описания объекта, вследствие частичного перекрытия объектов [2].

Эти недостатки вызваны интегральным характером дискриминантных методов, в которых не анализируется внутренняя структура объекта. Другой

важный недостаток — большой объем вычислений, особенно возрастающий в условиях возможных геометрических преобразований.

В целях повышения эффективности методов сопоставления с эталоном (корреляционных) можно предложить подход, когда на первом этапе выделяются производные элементы, из которых формируют структурное описание объекта. Затем это описание сопоставляется с эталонным без применения синтаксического анализа, но с учетом структуры объекта и возможных искажений производных элементов. Допустимые геометрические преобразования объектов должны быть учтены при этом как на локальном (т. е. при выделении производных элементов), так и на глобальном уровне при сопоставлении описаний. Введение иерархической обработки направлено на сокращение времени и упрощение решений о классе объекта, а применение корреляционного сопоставления описаний позволяет повысить помехозащищенность.

Предлагаемый метод можно условно назвать структурно-корреляционным (СКМ). Настоящая работа посвящена формализации описания объектов и анализу способов применения структурно-корреляционного подхода. Обобщены также особенности практической реализации соответствующих алгоритмов [2—7].

Формализация структурно-корреляционного метода (СКМ). Пусть в конечной дискретной пространственной области $X = \{(x, y)\}$, $i = \overline{1, N_x}$; $j = \overline{1, N_y}$, задана функция яркости изображения $B(X)$, принадлежащая пространству функций, суммируемых на X , т. е. для которых выполняется условие

$$\sum_{x, y} B(x, y) < \infty.$$

Определим на области X покрытие в виде непересекающихся между собой подобластей X_i :

$$X = \bigcup_i X_i; \quad X_i \cap X_j = \emptyset \text{ при } i \neq j, \quad i = \overline{1, N}. \quad (1)$$

В результате разбиения (1) функция $B(X)$ представляется в виде

$$B(X) = b(x, y) = \sum_i b_i(x, y) I_i(x, y), \quad (2)$$

где

$$I_i(x, y) = \begin{cases} 1, & (x, y) \in X_i; \\ 0, & (x, y) \notin X_i; \end{cases}$$

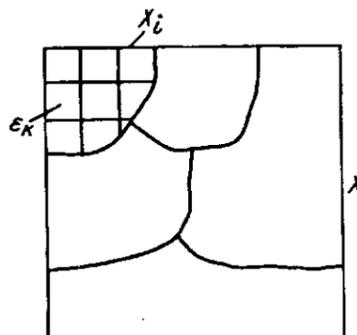
I_i — индикаторная функция множества X_i ; b_i — функция яркости, полученная в результате сужения X на X_i . Будем считать разбиение (1), (2) представленным изображением B в виде отдельных объектов b_i , задаваемых I_i и определенных на X_i . Понятие «объект» определим как функцию $b' = B(X')$, заданную на некотором подмножестве точек $X' \subset X$, причем X' совпадает с одним из множеств X_i . Объект, представленный как множество точек, может подвергаться допустимым геометрическим трансформациям из некоторой группы G [2].

Зададим другое, независимое от (1), разбиение ϵ области X в виде $X = \bigcup_k \epsilon_k$, где множества (подобласти) ϵ_k имеют одинаковую мощность (размер), т. е. $\text{card} \epsilon_k = \text{card} \epsilon_l, \quad \forall k \neq l$. Назовем ϵ_k локальной окрестностью элемента изображения, а сужение $b_k(x, y), (x, y) \in \epsilon_k$ функции B на множество ϵ_k — фрагментом изображения. В общем случае области ϵ_k могут пересекаться. Каждая область X_i в результате разбиения ϵ представляется как

$$X_i = \bigcup_{k \in K_i} \epsilon_k, \quad (3)$$

где K_i — множество номеров k таких, что $\varepsilon_k \subset X_i$, т. е. для которых область ε_k полностью включена в область X_i (см. рисунок).

Получение представления (3) может быть затруднительным. Особенно это относится к областям ε_k , находящимся на границе областей X_i . Для определенности будем считать, что $\varepsilon_k \subset X_i$, если все точки ε_k находятся внутри X_i . Для общего случая необходима дополнительная процедура, принимающая решение относительно принадлежности $\varepsilon_k \subset X_i$.



Под задачей распознавания объекта понимаем установление соответствия области X' , представленной в виде (3), и некоторой эталонной области $X^0 \subset \{X^0\}$,

$\{X^0\}$ — множество эталонных областей. Распознавание будем осуществлять на основе сопоставления описаний функций яркости, определенных на областях X' и X^0 . Постановка задачи распознавания в таком виде вписывается в рамки классической задачи распознавания изображений [1].

Формализуем теперь описание областей X_i . Зададим отображение Z , с помощью которого для функций $b_k(x, y)$, $(x, y) \in \varepsilon_k$ определим вектор локальных признаков (ЛП):

$$b_k(x, y) \rightarrow z_k,$$

$$z_k = (z_k^1, z_k^2, \dots, z_k^{l_1}), z_k \in R^{l_1},$$

R^{l_1} — l_1 -мерное векторное пространство.

Отображение Z строится таким образом, чтобы ЛП z_k были инвариантны к геометрическим преобразованиям из группы G . В общем случае компоненты вектора z_k не обязательно являются вещественными числами. Здесь и далее пространства R^l используются лишь для простоты анализа. Подробный обзор возможных типов ЛП можно найти в [1].

Определим для каждого из фрагментов $b_k(x, y)$ вектор структурных локальных признаков через отображение S :

$$b_k \rightarrow s_k,$$

$$s_k = (s_k^1, \dots, s_k^{l_2}), s_k \in R^{l_2}.$$

Структурные локальные признаки предназначены для анализа положения области ε_k в плоскости и зависят от параметров геометрических преобразований.

Таким образом, фрагмент b_k характеризуется парой взаимосвязанных векторов z_k и s_k , а каждая область X_i в силу (3) представлена совокупностью векторов $M_i = \{(s_k, z_k), k \in K_i\}$, которую будем называть описанием области X_i .

Распознавание объекта можно представить как установление соответствия между описанием M' функции $B(X')$ и описанием M^0 из множества $\{M^0\}$ описаний эталонов.

Если в описание M объекта ввести некоторую нумерацию элементов (s_j, z_j) , $j = \overline{1, n}$, то оно приобретает вид

$$M = \{m_j\}; \quad m_j = (s_j, z_j), \quad j = \overline{1, n},$$

или

$$M = (S, Z), \quad \text{где } S = \{s_j\}, \quad Z = \{z_j\}.$$

Определим теперь частичное описание M^* объекта через отображение $R: M \rightarrow M^*$, реализуемое бинарным вектором $r = (r_1, r_2, \dots, r_n)$, элементы которого равны 0 либо 1:

$$M^* = \{m_1^*, m_2^*, \dots, m_n^*\},$$

где

$$m_i^* = \begin{cases} m_i, & \text{если } r_i = 1, \\ *, & \text{если } r_i = 0. \end{cases}$$

Символ * означает отсутствие элемента в описании. Обозначим n^* количество единиц в r . Таким образом, r_i является индикаторной функцией включения ЛП m_i в описание M^* , а описание M^* имеет вид:

частичное описание M^* при распознавании путем сравнения с эталоном позволяет избежать нежелательного влияния ЛП z_i , значения которых искажены или отсутствуют в описании.

Сходство описаний. В самом общем плане корреляционное сходство объектов, представленных описаниями M^1 и M^2 , является функцией

$$\rho(B^1, B^2) = \varphi(M^1, M^2, R, \alpha), \quad (4)$$

где M^1, M^2 определяются отображениями Z, S , а вектор $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ с компонентами $\alpha_i \geq 0$ задает априорные веса признаков, которые учитывают степень важности или позволяют нормализовать область значений признаков. Понятие сходства тесно связано с математическим понятием расстояния. Увеличение сходства ρ приводит к уменьшению расстояния между описаниями объектов в некотором пространстве, и наоборот. Будем считать величины сходства и расстояния однозначно соответствующими друг другу.

Рассмотрим конкретные подходы к определению сходства (4).

1. Введем отображение P_1 :

$$M^* \rightarrow F, \quad F = \{f\} \subset R^{n_1}, \quad f = (f_1, f_2, \dots, f_{n_1}),$$

где F — множество векторов f глобальных признаков объекта, полученных из локальных признаков $z_i \in Z^*, s_i \in S^*$; n_1 — размерность пространства R^{n_1} . В качестве f_i можно выбрать, например, моментные инварианты [2]. Можно считать, что n_1 не зависит от n^* . Тогда на множестве F можно определить сходство объектов, используя известное понятие расстояния в пространстве R^{n_1} . В этом случае отображение R должно быть фиксировано для всего множества описаний. Другим вариантом является такой выбор R , чтобы диапазон значений компонентов из f не зависел от величины n^* .

Примером расстояния может быть функционал

$$\rho(f^1, f^2) = \sum_{i=1}^{n_1} \alpha_i |f_i^1 - f_i^2|.$$

2. Зададим отображение P_2 :

$$S^* \rightarrow T, \quad T = \{t\} \in R^{n_2}, \quad t = (t_1, t_2, \dots, t_{n_2}),$$

где T — множество векторов t структурных признаков, характеризующих глобально структуру объекта. Компоненты вектора t получаются из совокуп-

ности элементов множества S^* . Если ввести расстояние ρ_z на множестве Z^* и расстояние ρ_i на множестве T , то величина (4) может быть определена как функция

$$\rho(B^1, B^2) = \rho(\rho_z, \rho_i, R, \gamma). \quad (5)$$

где сходство определяется как линейная комбинация сходств ЛП при условии, что структурные признаки объектов близки; Pr — предикат, равный 1 в случае эквивалентности векторов t^1, t^2 в смысле ρ_i . Выражение в скобках $[\cdot]$ в соотношении (6) может быть заменено и другой процедурой обработки элементов: $\beta_i = \alpha_i \rho_z(\cdot)$. Такой процедурой является поиск медианы $\text{med}\{\beta_i\}$, т. е. среднего элемента в упорядоченном массиве элементов β_i , либо $\sum_i \beta_i$, находящихся в окрестности медианы. Примером может быть также пороговое ограничение величин ρ_z [4, 8]. При этом сходство имеет вид

$$\rho(\cdot) = \left[\sum_i \alpha_i \text{Pr}(\rho_z) \right] \text{Pr}(\rho_i), \quad (7)$$

где

$$\text{Pr}(\rho_z) = \begin{cases} \rho_z & \text{для } \rho_z \leq \delta_z, \\ 0 & \text{для } \rho_z > \delta_z, \end{cases}$$

а $\text{Pr}(\rho_i)$ вычисляется аналогично (6) на базе порога δ_i . Здесь требуется, однако, определять пороги δ_z, δ_i . Принципы, аналогичные при вычислении (6), (7), используются также в алгоритмах вычисления оценок [1].

Разновидностью отображения P_2 является случай, когда P_2 действует так, что для каждого $s_i \in S^*$ получается свой вектор t^i , т. е. $t^i = \gamma(s_i)$. Функция γ учитывает здесь пространственное положение ЛП z_i относительно других элементов из Z^* . Тогда сходство описаний можно определить на декартовом произведении $Z^* \times S^*$:

$$\rho(B^1, B^2) = \sum_{i \neq 0} \alpha_i [\rho_z(z_i^1, z_i^2) + \rho_i(t_i^1, t_i^2)]. \quad (8)$$

Такой выбор P_2 делает процедуру вычисления сходства более гибкой, чем с использованием (5) — (7), так как она меньше подвержена влиянию ЛП друг на друга.

При реализации отображения P_2 отображение R может быть как фиксированным, так и определяться в процессе вычисления ρ путем проверки истинности предикатов.

3. Зададим отображение P_3 :

$$(M^1, M^2) \rightarrow L, \quad L = \{l\} \subset R^{n_3}, \quad l = (l_1, l_2, \dots, l_{n_3}),$$

где L — пространство параметров геометрических преобразований, $l \in L$ — элемент пространства. Отображение P_3 сводится к вычислению параметров преобразований, связывающих элементы множеств M^1 и M^2 . Оно может быть реализовано, например, с использованием известного преобразования Хо (Hough). При построении l рассматриваются лишь те пары элементов $z_i \in Z^1, z_j \in Z^2$, которые похожи в смысле ρ_z , т. е. для которых $\text{Pr}(\rho_z) = 1$. Кроме того, число элементов из M^1, M^2 по которым определяется l , должно быть

статистически представительным. Отображение R здесь устанавливается в процессе вычисления сходства. Сходство непосредственно определяется количеством ЛП, которые при заданном виде геометрического преобразования соответствуют друг другу в эталоне и объекте.

4. Используя расстояние ρ_z и предикат эквивалентности $\text{Pg}(\rho_z)$, можно построить сходство в теоретико-множественном смысле [3]. Пусть величина A равна числу соответствий между элементами описаний M^1 и M^2 . При этом посредством предиката эквивалентности Pg проверяется соответствие каждого элемента из M^1 каждому элементу из M^2 . Число элементов, для которых нет соответствия, определяется величиной

$$C = \max(|M^1|, |M^2|) - A,$$

где $|M^1|$ — количество элементов в описании M .

Сходство получается как

$$\rho = A/C. \quad (9)$$

Сходство (9) принимает максимальное значение при $A = \min(|M^1|, |M^2|)$, а минимум ρ равен 0 в случае $A = 0$.

Заметим, однако, что определение сходства по (9), обладая преимуществами вышеприведенных примеров по устойчивости к искажениям ЛП, не использует информацию о структурных признаках s_i , что приводит к повышению вероятности типа ложной тревоги при распознавании. Вектор α может быть учтен в (9) путем суммирования весов ЛП, входящих в множество эквивалентных элементов.

5. Подходы 1—4 основаны на двухэтапном иерархическом принципе. Примером многоэтапной иерархической процедуры может быть вычисление сходства объектов, представленных пирамидальной структурой признаков. Такое сходство можно определить как сумму независимо вычисленных сходств по уровням пирамиды с учетом весовых коэффициентов. Другой путь — выделение одного из уровней, сходство которого с эталоном отождествляет сходство всего объекта.

Приведенные подходы не покрывают всего возможного разнообразия способов вычисления сходства.

Особенности применения метода. Основные трудности, возникающие при решении задачи распознавания объектов, представленных описанием M с учетом возможного частичного описания M^* , состоят в следующем.

1. Установление соответствия между структурными элементами объекта и эталона, т. е. идентичной нумерацией ЛП в описании M . Эта задача усложняется геометрическими преобразованиями из G и распространенным случаем схожести (в смысле ρ_z) различных векторов z_j внутри одного и того же описания Z («близнецы»).

2. Получение вектора r , задающего R , по результатам измерений ЛП в условиях влияния помех, т. е. установление и устранение искаженных ЛП.

В зависимости от того, задается соответствие между S^1 и S^2 априорно или устанавливается в процессе распознавания, будем различать два способа реализации структурно-корреляционного подхода: жесткий и гибкий. Жесткий способ предусматривает фиксированную структуру распознаваемого объекта. При гибком подходе структура объекта подлежит распознаванию с учетом действия R . В первом случае решающие правила оказываются проще, а соответствующие алгоритмы обладают большей помехозащищенностью. Преимуществом второго способа является большая адаптивность, т. е. возможность настройки на произвольную форму (структуру) объекта.

В то же время оба способа предусматривают фиксированный набор структурных элементов, признаки которых определяются отображением Z . Оба способа по сравнению с традиционным обладают структурной гибкостью, так как распознавание можно производить как на локальном уровне, так и на уровне глобальных признаков, характеризующих объект в целом (все точки

объекта). Это дает возможность применять более широкий спектр методов идентификации, учитывающий реальные условия [4, 7].

Примеры реализации метода. В ряде работ изучен случай фиксированной (жесткой) структуры множества ЛП. Этому же случаю соответствуют и сходства (5)–(9), которые вычисляются с учетом одновременного построения отображения R . Решение статистической задачи минимизации среднего риска [4, 8] по двум параметрам — порогам для сходства ρ_z и количества n^* элементов — дает возможность принимать оптимальные решения об обнаружении объекта на фоне либо о распознавании объектов. При этом законы распределения аддитивных и локальных помех должны быть известны. К сожалению, аналитическое решение задачи оптимизации возможно лишь для некоторых вариантов структурного представления, например для случая непересекающихся областей ϵ_k . Универсальным средством решения задачи может быть метод перебора значений параметров [8].

Другой возможный подход — выбор оптимальных значений указанных порогов по методу максимального правдоподобия с учетом оптимальных решений как на уровне ЛП, так и при вычислении сходства (4).

Более сложным представляется гибкий вариант СКМ, предполагающий взаимосвязанное решение проблем установления соответствия между ЛП и устранения искаженных ЛП.

Примером является алгоритм, изложенный в [5], учитывающий преобразования поворота и смещения объектов и предназначенный для распознавания изображений деталей пишущих машин по их контурному описанию. В качестве ЛП используются характеристики участков контуров. Вначале устанавливаются значения ЛП из Z , которые близки к соответствующим значениям ЛП эталона. Затем на базе S формируются структурная матрица и граф пространственных отношений ЛП для эталона и объекта. Проводится анализ структурной матрицы с целью поиска максимальной клики графа. Связь ЛП, отображение R и результирующее сходство ρ вычисляются на основе максимальной клики.

Применение данного алгоритма несколько ограничено контурным описанием объектов, которое должно быть получено с достаточной надежностью.

Близкий к данному алгоритм рассмотрен и в [3] для задачи распознавания частично видимых объектов. Алгоритм определяет наибольший кластер локальных признаков объекта, соответствующий кластеру особенностей эталона. При этом сравниваются лишь локально связанные подмножества всего множества M , что упрощает обработку. В качестве ЛП используются области и углы. В [6] изучен алгоритм СКМ с гибкой схемой построения конфигураций объекта. На первом этапе путем обработки по строкам и столбцам изображения определяются координаты s_j и значения z_j локальных признаков. Для их получения используется локальный согласованный фильтр [7], отклик которого анализируется статистическим путем. Второй этап — логическая процедура построения модели объектов, основанная на принципах связности координат s_j . Третий этап — сопоставление глобальных признаков конфигурации объекта с признаками эталона согласно правилу

$$\{v^* \sim e \mid \arg[\operatorname{opt}_{v \in V} \rho_v(v, e)] = v^*\},$$

где v — вектор признаков, полученный по набору локальных признаков z_j ; e — аналогичный вектор для эталона; V — множество векторов v , сформированных на распознаваемом изображении; v^* — вектор, соответствующий оптимальному значению сходства ρ_v , определенному на V . По этому правилу находится объект, наиболее «похожий» на эталон. Для распознавания на изображении нескольких объектов применяются статистические правила [7], устанавливающие наличие ЛП в данной точке.

Заключение. В целом алгоритмы распознавания, основанные на СКМ, имеют такие достоинства, как возможность оптимального принятия решений на всех этапах обработки, высокое быстродействие и возможность распараллеливания при реализации, гибкость при учете реальных условий и небольшие

объемы информации на конечном этапе распознавания. Результаты экспериментальных исследований конкретных алгоритмов обсуждаются в [2—7].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Журавлев Ю. И., Гуревич И. Б. Распознавание образов и распознавание изображений // Распознавание, классификация, прогноз.—М.: Наука, 1989.—Вып. 2.
2. Путятин Е. П., Аверин С. И. Обработка изображений в робототехнике.—М.: Машиностроение, 1990.
3. Боллс Р. С., Кэйн Р. А. Поиск и распознавание частично видимых объектов. Метод выделения локальных признаков // Техническое зрение роботов.—М.: Машиностроение, 1987.
4. Гороховатский В. А., Кацалап С. Ф., Путятин Е. П. Анализ изображений в условиях локальных искажений // Автометрия.—1986.—№ 6.
5. Chat H. V., Schönborn W. Erkennung unvollständig sichtbarer Teile // Bild und Ton.—1984.—N 10.—S. 305.
6. Путятин Е. П., Гороховатский В. А., Ересько Ю. И., Стрельченко В. И. Метод экстремально-логической фильтрации в задачах автоматической сегментации изображений // АСУ и приборы автоматики.—Харьков: Вища шк., 1987.—Вып. 83.
7. Гороховатский В. А., Стрельченко В. И. Фильтры для выделения признаков объектов на изображении // Автометрия.—1990.—№ 2.
8. Гороховатский В. А., Шляхов В. В. Оптимизация иерархических корреляционных алгоритмов анализа изображений // Изв. вузов. Радиоэлектроника.—1988.—31, № 1.

Поступила в редакцию 27 ноября 1990 г.

УДК 621.396 : 621.391 : 681.3.0

Е. П. Путятин, В. А. Гороховатский, А. А. Добрынин,
Ю. Н. Ересько, О. В. Сытник

(Харьков)

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ ОБЪЕКТОВ ПО СЕРИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Предлагается подход к оптимальному оцениванию координат динамических объектов произвольной формы на изображении, сочетающий преимущества преобразования Хо и адаптивного статистического оценивания. Процедура обработки изображений при этом включает два этапа: на первом вычисляются оценки параметров движения объектов, которые на втором этапе используются при оценивании координат объекта. Алгоритм имеет рекуррентную форму. Обсуждаются особенности подхода, сходимость процедуры и свойства оценок. Приводятся результаты экспериментальных исследований процедуры на ЭВМ.

Одна из задач проблемы автоматического анализа и распознавания объектов неопределенной формы, представленных на экране набором точек, состоит в необходимости оперативного оценивания параметров этих объектов. В силу различного рода неидеальностей, наличия флуктуационных помех и, возможно, локальных затенений возникают ошибки оценивания, которые в ряде случаев приводят к тому, что принять статистически достоверное решение по одному кадру оказывается невозможным. Если объект динамичен, например, вследствие его перемещения относительно других неподвижных объектов в кадре или изменения формы, а также при флуктуационных и локальных помехах, задача усложняется и возникает необходимость анализа серии кадров при неизвестных законах движения и статистиках случайных помех.

В настоящее время существует несколько классов алгоритмов, позволяющих решать отдельные задачи, связанные с этой проблемой. Это статистические алгоритмы, основанные, как правило, на методе максимального правдоподобия, предполагающем вычисление попарных кросс-корре-