

УДК 621.391.268

## МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ В БОРТОВЫХ СИСТЕМАХ ОБНАРУЖЕНИЯ И СОПРОВОЖДЕНИЯ ОБЪЕКТОВ

*Алпатов Б.А., Бабаян П.В.*

### Введение

Одним из направлений при создании систем обработки и анализа видеоинформации является разработка бортовых систем обнаружения и сопровождения объектов, которые предназначены для установки на автономных носителях, таких как самолёты, вертолёты, автомобили. Можно выделить две характерных черты этих бортовых систем технического зрения: необходимость работы в реальном масштабе времени и автономность режима функционирования этих систем при незначительных усилиях оператора.

Важной проблемой, связанной с разработкой бортовых систем обнаружения и сопровождения объектов, является проблема обнаружения и сопровождения объектов, находящихся в поле зрения датчика изображений. При этом информация о характеристиках объектов, которые требуется выделять, обычно очень скудна и, в лучшем случае, включает в себя лишь приблизительные размеры объектов.

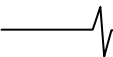
Перед тем как ввести классификацию методов решения задач обнаружения и сопровождения объектов, остановим внимание на иерархии уровней обработки информации, присутствующей в системах обнаружения и сопровождения объектов. Обычно рассматриваются следующие уровни обработки информации: восстановление изображений, выделение объектов, оценка параметров сегментов, слежение за объектами, оценка параметров, обнаружение, распознавание и сопровождение объектов. Под сегментом здесь понимается связанная совокупность точек бинарного изображения, полученного в результате той или иной обработки. Под объектами подразумеваются изображения реальных наблюдаемых объектов. Сегменты бинарного изображения обычно являются исходными данными для дальнейшего обнаружения объектов.

*Представлен обзор основных подходов к решению задач обработки и анализа изображений в современных системах обнаружения и сопровождения объектов. Предложен новый алгоритм выделения объектов в последовательности видеоизображений, учитывающий присутствие геометрических деформаций наблюдаемого изображения. Приведены результаты статистических исследований алгоритма.*

Пусть производится обработка и анализ последовательности односпектральных или мультиспектральных изображений. **Восстановление изображений** состоит в реконструкции изображения, которое было до этого искажено вследствие дефектов и шумов датчика изображения, неравномерности частотных характеристик канала передачи и т.д. **Выделение объектов** состоит в принятии решения о наличии объекта для каждой точки изображения. **Оценка параметров сегментов** состоит в определении таких характеристик сегментов, как координаты центра, размеры, яркость, форма. **Слежение** состоит в оценке траекторий движения объектов во времени, основываясь на анализе поведения сегментов во времени. **Оценка параметров объектов** состоит в определении таких характеристик объектов, как координаты центра, размеры, яркость, форма, скорость, ускорение. Оцененные характеристики могут быть использованы для принятия решения об **обнаружении** объектов заданного типа. Результаты оценки параметров можно использовать для решения задачи **сопровождения объектов**, не имеющей непосредственного отношения к анализу изображений. В результате сопровождения осуществляется корректировка направления оптической оси датчика изображений с целью поддержания направления на заданный объект. **Распознавание** объектов состоит в отнесении наблюдаемых изображений объектов к одному из заданных классов.



Рис. 1 – Иерархия уровней обработки информации в системах обнаружения и сопровождения объектов



Иерархия уровней обработки информации в системах обнаружения и сопровождения объектов представлена в виде пирамиды на рис. 1. В непосредственной близости от параллелепипедов, представляющих уровни иерархии, приведены краткие описания результатов анализа, получаемых на каждом уровне. Обычно в системе обнаружения и сопровождения объектов осуществляется переход от одного уровня иерархии к другому и, в конце концов, достигаются один или оба верхних уровня иерархии – сопровождение и распознавание объектов. В зависимости от задач, решаемых системой обнаружения и сопровождения, а также в зависимости от используемых для решения подходов, некоторые уровни иерархии в конкретной системе могут отсутствовать.

Выделим четыре основных класса методов анализа изображений, используемых в системах обнаружения и сопровождения объектов. Для каждого класса методов можно обозначить условия наблюдения, в которых применение данного класса методов наиболее эффективно. Кроме того, классы методов отличаются по количеству требуемой априорной информации об объекте и по вычислительной сложности реализации.

**1. Корреляционные методы** могут использоваться для измерения координат движущихся и неподвижных объектов, наблюдаемых на однородном и неоднородном фоне, при малых отношениях сигнал/шум. Практически это самый помехоустойчивый класс методов. Реализация корреляционных методов состоит в том, что известное заранее изображение объекта, которое обычно называют эталоном, перемещается по наблюдаемому изображению. Для каждого положения эталона вычисляется значение некоторого критерия. Положение эталона, при котором достигается максимальное значение критерия, рассматривается как измеренное положение объекта. Платой за помехоустойчивость корреляционного подхода является высокая вычислительная сложность, неустойчивость при геометрических изменениях, происходящих с объектом, и большой объём требуемой априорной информации о наблюдаемом объекте. Фактически, необходимо заранее знать изображение объекта наблюдения. Тем не менее, предложено немало способов преодоления этих недостатков [2,3].

**2. Методы статистической сегментации** предназначены для выделения движущихся и неподвижных объектов, наблюдаемых на относительно однородном фоне. Они основаны на использовании априорной информации о различии статистических свойств объекта и фона. Например, метод Байесовской сегментации [4] наиболее эффективен при выделении воздушных объектов на фоне неба. Он требует значительно меньше априорной информации, чем корреляционный. Не требуется знать изображение объекта, однако желательно начальное указание области изображения, в пределах которой следует искать объект. Вычислительная сложность метода Байесовской сегментации невысока, к другим его преимуществам относится устойчивость к геометрическим изменениям объекта. Отрицательной чертой подобных методов является низкая эффективность при наблюдении объектов на неоднородном фоне. Перспективным направлением дальнейшего развития методов статисти-

ческой сегментации считается применение многопризнаковой классификации с использованием дополнительных признаков или спектральных диапазонов видеонаблюдения [5].

**3. Методы выделения объектов с помощью пространственной фильтрации** [6] основаны на использовании различных операций линейной и нелинейной пространственной фильтрации изображений. Данный класс методов эффективен при выделении движущихся и неподвижных объектов на фоне ясного или облачного неба, в том числе и при малых отношениях сигнал/шум. Преимущество этого подхода заключается в невысоких требованиях к объёму априорной информации, описывающей объекты наблюдения. Начальное целеуказание не является обязательным, необходима лишь грубая подстройка алгоритма под размеры объектов. Недостатком методов пространственной фильтрации является то, что для их успешного использования требуется различие в свойствах пространственной структуры объекта и фона. Следует отметить, что вычислительная сложность методов пространственной фильтрации, как правило, меньше, чем у корреляционных методов, но больше, чем у статистических методов сегментации.

**4. Методы пространственно-временной фильтрации** изображений ориентированы на решение задачи выделения движущихся объектов, наблюдаемых на однородном или неоднородном фоне. Принцип работы подобных алгоритмов основан на выявлении таких изменений, происходящих с течением времени в наблюдаемой последовательности изображений. Теоретическое исследование основ этого класса методов было проведено, в частности, в работах [7,8]. Основным преимуществом рассматриваемого подхода является возможность организации полностью автоматического режима функционирования системы обнаружения и сопровождения объектов, причём сложность и неоднородность наблюдаемой сцены не является помехой для успешного решения возложенных на систему задач. Этот фактор, наряду с невысокой вычислительной сложностью реализации, делает указанный класс методов одним из наиболее перспективных. Главным недостатком известных методов, построенных на основе пространственно-временной фильтрации изображений, является невозможность их непосредственного применения при наличии геометрических искажений наблюдаемой последовательности изображений. Тем не менее, проблема использования пространственно-временных методов выделения объектов при наличии преобразований смещения была решена путём введения процедуры оценивания параметров геометрических преобразований и внесения усовершенствований в алгоритм выделения объектов [9]. Продолжаются исследования в направлении использования методов временной обработки изображений при более сложных типах геометрических преобразований. Один из подходов к решению этой задачи при евклидовых преобразованиях изображений рассматривается в данной статье.

Обзор основных классов методов показывает, что они не обеспечивают в полной мере решение всех задач, соответствующих уровням иерархии обработки информации, представленным на рис. 1. В частности, корреля-

ционный подход позволяет лишь выполнить оценку координат объектов, а все остальные подходы, по сути, являются методами выделения объектов. Для реализации процедур обработки информации, соответствующих другим уровням, разработаны специальные методы. Например, для восстановления изображений служат подходы, использующие пространственно-временную фильтрацию, методы нормализации гистограмм и другие [1]. Метод разметки и параметризации обеспечивает переход на уровень оценки параметров сегментов. С помощью методов траекторного анализа осуществляется слежение.

Оценка параметров объектов производится различными методами теории оптимальной фильтрации. Для реализации сопровождения объектов разработаны специальные методы управления приводами поворотного устройства, обеспечивающие высокую точность сопровождения даже при кратковременных пропаданиях объектов [10]. Распознавание объектов может производиться с использованием элементов теории решений или с помощью нейронных сетей. Структура типовой системы обнаружения и сопровождения объектов может иметь вид, представленный на рис. 2.

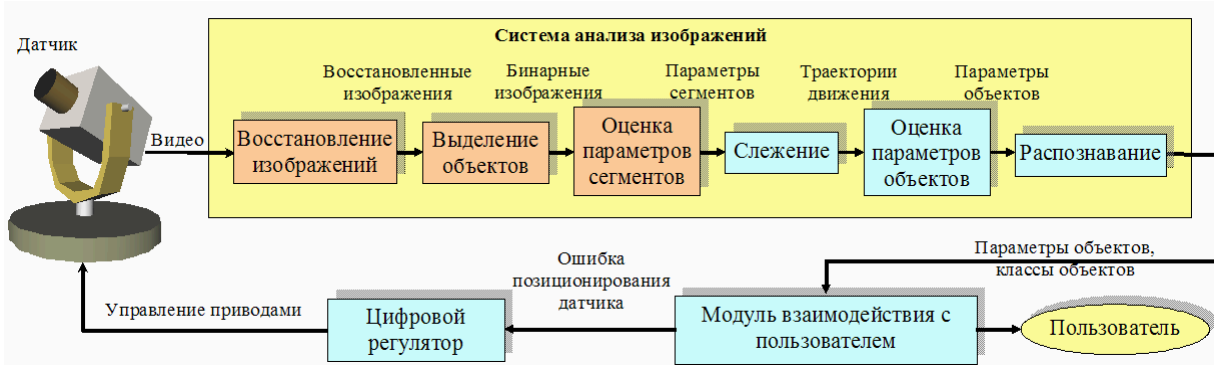


Рис. 2 – Структура системы обнаружения и сопровождения объектов

Реальная система обнаружения и сопровождения объектов часто объединяет в себе совокупность различных методик анализа визуальной информации, относящихся к различным описанным выше классам.

Значительный интерес представляет разработка методов выделения объектов на сложном фоне в условиях геометрических преобразований изображения.

**ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ.** Пусть  $g(x,y)$  – известное изображение фона,  $g_M(x,y)$  – изображение фона в системе координат, связанной с наблюдаемым изображением,  $(\alpha, \beta, \varphi)$  – неизвестный вектор параметров, описывающих евклидово преобразование наблюдаемого изображения относительно изображения фона  $g(x,y)$ .

Зафиксируем точку наблюдаемого изображения с координатами  $(x_0, y_0)$ . Определим для этой точки следующие величины:  $f$  – яркость фона, деформированного геометрическими преобразованиями,  $r$  – бинарный параметр, единичное значение которого соответствует наличию объекта в рассматриваемой точке,  $h$  – яркость объекта наблюдаемой сцены,  $l$  – наблюдаемое значение яркости,

$z_x \sim N(0, \sigma_z^2)$ ,  $z_y \sim N(0, \sigma_z^2)$  – некоррелированные гауссовы случайные величины с известной дисперсией, описывающие случайные деформации изображения, связанные с преломлением света в атмосфере,  $\xi$  – нормальный белый шум датчика:  $\xi \sim N(0, \sigma_\xi^2)$ . Тогда модель формирования яркости наблюдаемого изображения в точке  $(x_0, y_0)$  имеет следующий вид:

$$l = f(1 - r) + hr + \xi, \tag{1}$$

$$f = g_M(x_0 - z_x, y_0 - z_y), \tag{2}$$

$$g_M(x,y) = g \begin{pmatrix} x \cos \varphi + y \sin \varphi - \alpha, \\ -x \sin \varphi + y \cos \varphi - \beta \end{pmatrix} \tag{3}$$

Предполагается, что  $h \sim R(c_{\min}, c_{\max})$ , где  $c_{\min}, c_{\max}$  – минимально и максимально возможные яркости точек на изображении, причём

$$\sigma_\xi(x,y) \ll c_{\max} - c_{\min}.$$

Пусть, каким-либо методом [11], получены оценки параметров евклидова преобразования изображения  $(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\varphi})$  и известна плотность распределения ошибки оценивания. Предположим, что компоненты этого случайного вектора независимы и распределены нормально с известными дисперсиями:

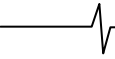
$$\begin{aligned} p(\alpha, \beta, \varphi) &= p(\alpha)p(\beta)p(\varphi), \\ p(\alpha) &\sim N(\hat{\alpha}, \sigma_{\alpha\beta}^2), \quad p(\beta) \sim N(\hat{\beta}, \sigma_{\alpha\beta}^2), \\ p(\varphi) &\sim N(\hat{\varphi}, \sigma_\varphi^2), \end{aligned} \tag{4}$$

где  $p(\alpha, \beta, \varphi)$  – совместная апостериорная плотность распределения параметров преобразования;  $\sigma_{\alpha\beta}^2$  – дисперсия оценки смещения,  $\sigma_\varphi^2$  – дисперсия оценки угла поворота. Дисперсии оценки смещения по  $x$  и  $y$  полагаем равными одной и той же величине  $\sigma_{\alpha\beta}^2$ .

Таким образом, известны величины:  $g(x,y)$ ,  $l$ ,  $\sigma_z^2$ ,  $\sigma_\xi^2$ ,  $(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\varphi})$ ,  $\sigma_{\alpha\beta}^2$ ,  $\sigma_\varphi^2$ . Необходимо в точке  $(x_0, y_0)$  принять решение о наличии объекта, то есть найти  $\hat{r}$ , которая является оценкой для  $r$ . Требования к алгоритму задаются в форме Неймана-Пирсона:

$$\begin{aligned} P(\hat{r} = 1 / r = 0) &\leq p_-, \\ P(\hat{r} = 1 / r = 1) &= p_+ \rightarrow \max, \end{aligned} \tag{5}$$

где  $p_-$  – заданное значение вероятности ложного выделения,  $p_+$  – вероятность правильного выделения,



которая должна быть максимизирована путём оптимального выбора параметров алгоритма выделения объектов.

**РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ.** Оптимальное решающее правило для поставленной задачи определяется выражением:

$$u^*(l) = \begin{cases} 1, & \text{если } \Lambda(l) > \Lambda_0; \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (6)$$

где  $\Lambda(l)$  – отношение правдоподобия,

$$\Lambda(l) = \frac{p(l/r=1)}{p(l/r=0)}, \quad (7)$$

$\Lambda_0$  – пороговое отношение правдоподобия,  $p(l/r=1)$ ,  $p(l/r=0)$  – условные плотности распределения яркости наблюдаемого изображения при наличии и отсутствии объекта соответственно. При использовании критерия Неймана-Пирсона  $\Lambda_0$  вычисляется из условия:

$$\int_{\Lambda(l) > \Lambda_0} p(l/r=0) dl = p_- \quad (8)$$

Определим условную плотность  $p(l/r=1)$ . При  $r=1$  из (1) следует, что яркость наблюдаемого изображения  $l$  является композицией независимых распределений  $p(h)$  и  $p(\xi)$ :

$$p(l/r=1) = p(h) * p(\xi), \quad (9)$$

где  $*$  – символ свёртки. Поскольку  $\sigma_\xi(x, y) \ll c_{\max} - c_{\min}$ , то, пренебрегая влиянием шума  $\xi$  на плотность  $p(l/r=1)$ , будем считать, что

$$p(l/r=1) = p(h) = \begin{cases} \frac{1}{c_{\max} - c_{\min}}, & \text{если } c_{\max} \leq h \leq c_{\min}; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (10)$$

Оценим условное распределение  $p(l/r=0)$ . Для этого вначале найдём распределение  $p(f)$  яркости деформированного фона. Из (2), (3) следует

$$f = g \left( \begin{matrix} (x_0 - z_x) \cos \varphi + (y_0 - z_y) \sin \varphi - \alpha, \\ -(x_0 - z_x) \sin \varphi + (y_0 - z_y) \cos \varphi - \beta \end{matrix} \right). \quad (11)$$

Обозначим аргументы функции  $g(x, y)$  через  $\mu_x$  и  $\mu_y$  и преобразуем их:

$$\begin{aligned} f &= g(\mu_x, \mu_y) \\ \mu_x &= x_0 \cos \varphi + y_0 \sin \varphi - (z_x \cos \varphi + z_y \sin \varphi) - \alpha \\ \mu_y &= -x_0 \sin \varphi + y_0 \cos \varphi - (-z_x \sin \varphi + z_y \cos \varphi) - \beta \end{aligned} \quad (12)$$

Рассмотрим величины, заключенные в скобки в (12), обозначив их  $\zeta_x$ ,  $\zeta_y$ . Поскольку система случайных величин  $\zeta_x$ ,  $\zeta_y$  получена в результате поворота системы величин  $z_x$ ,  $z_y$ , то  $\zeta_x$ ,  $\zeta_y$  являются независимыми гауссовыми случайными величинами с плотностями распределения, равными  $N(0, \sigma_z^2)$ .

Далее, выполнив в (12) следующую замену:  $\varphi = \hat{\varphi} + \Delta\varphi$ ,  $\alpha = \hat{\alpha} + \Delta\alpha$ ,  $\beta = \hat{\beta} + \Delta\beta$ , получим:

$$\begin{aligned} \mu_x &= x' \cos \Delta\varphi + y' \sin \Delta\varphi - \zeta_x - \alpha - \Delta\alpha \\ \mu_y &= -x' \sin \Delta\varphi + y' \cos \Delta\varphi - \zeta_y - \hat{\beta} - \Delta\beta \end{aligned} \quad (13)$$

где  $x' = x_0 \cos \hat{\varphi} + y_0 \sin \hat{\varphi}$ ,  $y' = -x_0 \sin \hat{\varphi} + y_0 \cos \hat{\varphi}$ .

Величины  $\Delta\alpha$ ,  $\Delta\beta$ ,  $\Delta\varphi$  являются отклонениями истинных значений параметров преобразований от их оценок. Они – нормальные, центрированные и независимые случайные величины с дисперсиями  $\sigma_{\alpha\beta}$ ,  $\sigma_{\alpha\beta}$ ,  $\sigma_\varphi$  соответственно. Принимая гипотезу о малости  $\Delta\varphi$ , заменим тригонометрические функции разложениями Тейлора, отбрасывая слагаемые второго и высших порядков:  $\cos \Delta\varphi \approx 1$ ,  $\sin \Delta\varphi \approx \Delta\varphi$ . Тогда (13) примет вид:

$$\begin{aligned} \mu_x &= x' - \hat{\alpha} + y' \Delta\varphi - \zeta_x - \Delta\alpha \\ \mu_y &= y' - \hat{\beta} - x' \Delta\varphi - \zeta_y - \Delta\beta \end{aligned} \quad (14)$$

Для нахождения распределения  $p(f)$ , введём в рассмотрение точку  $(\hat{x}, \hat{y})$ , заданную выражениями

$$\begin{aligned} \hat{x} &= x' - \hat{\alpha} = \hat{x} = x_0 \cos \hat{\varphi} + y_0 \sin \hat{\varphi} - \hat{\alpha} \\ \hat{y} &= y' - \hat{\beta} = -x_0 \sin \hat{\varphi} + y_0 \cos \hat{\varphi} - \hat{\beta} \end{aligned} \quad (15)$$

Эта точка представляет собой результат отображения точки  $(x_0, y_0)$  посредством евклидова преобразования, заданного оценками  $(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\varphi})$ . Применяя разложение Тейлора функции  $g(\mu_x, \mu_y)$  в окрестности точки  $(\hat{x}, \hat{y})$ , приводя подобные слагаемые, получим:

$$\begin{aligned} f &= g(\mu_x, \mu_y) \approx g(\hat{x}, \hat{y}) + \left( \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} y' - \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} x' \right) \Delta\varphi + \\ &+ \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} (-\zeta_x - \Delta\alpha) + \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} (-\zeta_y - \Delta\beta) \end{aligned} \quad (16)$$

В первом приближении  $f$  является гауссовой случайной величиной. Найдём её математическое ожидание и дисперсию:

$$E(f) = g(\hat{x}, \hat{y}) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} D(f) &= \left( \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} y' - \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} x' \right)^2 \sigma_\varphi^2 + \\ &+ \left( \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} \right)^2 (\sigma_{\alpha\beta}^2 + \sigma_z^2) \end{aligned} \quad (18)$$

С использованием понятия градиента изображения выражение (18) принимает вид

$$D(f) = \left[ \nabla g(\hat{x}, \hat{y}) \begin{pmatrix} y' \\ -x' \end{pmatrix} \right]^2 \sigma_\varphi^2 + |\nabla g(\hat{x}, \hat{y})|^2 (\sigma_{\alpha\beta}^2 + \sigma_z^2),$$

$$\text{где } \nabla g = \left( \frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y} \right). \quad (19)$$

Поскольку  $p(l/r=0) = p(f) * p(\xi)$ , то искомая плотность распределения  $p(l/r=0)$  близка к гауссовой со следующими математическим ожиданием и дисперсией:

$$E(l/r=0) = g(\hat{x}, \hat{y}), \quad (20)$$

$$\begin{aligned} D(l/r=0) &= \left[ \nabla g(x, y) \begin{pmatrix} y' \\ -x' \end{pmatrix} \right]^2 \sigma_\varphi^2 + \\ &+ |\nabla g(x, y)|^2 (\sigma_{\alpha\beta}^2 + \sigma_z^2) + \sigma_\xi^2 \end{aligned} \quad (21)$$

Подставляя найденную условную плотность вероятностей  $p(l/r=1)$  (7), используя (6) и (8), получим следующее правило принятия решения о наличии объекта в точке  $(x_0, y_0)$ :

$$u^*(l) = \begin{cases} 1, & \text{если } p(l/r=0) < \Lambda'; \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (22)$$

где порог  $\Lambda'$  определяется из соотношения:

$$\int_{p(l/r=0) < \Lambda'} p(l/r=0) dl = p_- \quad (23)$$

Таким образом, решение о наличии объекта принимается, если величина  $l$  не попадает в  $(1-p_-) \cdot 100\%$  доверительный интервал для распределения  $p(l/r=0)$ . В противном случае принимается решение о присутствии фона в точке  $(x_0, y_0)$ . Формально это правило можно задать следующим образом:

$$\hat{r} = \begin{cases} 1, & \text{если } |g(\hat{x}, \hat{y}) - l| > d(p_-) \sqrt{D(l/r=0)}; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (24)$$

Здесь  $d(p_-)$  – полуширина  $(1-p_-) \cdot 100\%$  доверительного интервала для нормированной гауссовой случайной величины.

Таким образом, зная фоновое изображение  $g(x, y)$ , оценки величин  $(\alpha, \beta, \varphi)$ , дисперсии  $\sigma_z^2$ ,  $\sigma_{\alpha\beta}^2$ ,  $\sigma_\varphi^2$ ,  $\sigma_\xi^2$ , можно произвести оптимальное по критерию Неймана–Пирсона выделение объекта путём проверки попадания наблюдаемого значения яркости  $l$  в  $(1-p_-) \cdot 100\%$  доверительный интервал яркости, центрированный на величине  $g(\hat{x}, \hat{y})$ .



а) кадр № 50



б) кадр № 200

Рис. 3 – Кадры видеопоследовательности, использованной при исследованиях

Эталонные данные были сформированы вручную с помощью графического редактора для каждого из пяти кадров, по которым проводилась количественная оценка. Эталонные данные представляют собой бинарные изображения, единичные пиксели которых соответствуют наличию объекта, а нулевые – наличию фона в дан-

ной точке. Для упрощения эксперимента эталонные данные формировались не для кадров  $l(i, j, n)$ , приведённых на рис. 3, а для кадров, полученных после поворота этих изображений на угол  $(-\hat{\varphi})$ . Исходное и эталонное изображения для двухсотого кадра видеопоследовательности приведены на рис. 4.

Поясним качественный смысл выражений (21), (24). При деформациях изображения наибольшие ошибки измерения яркости присутствуют вблизи резких перепадов яркостей. Поэтому в таких областях ширину доверительного интервала необходимо увеличить. Напротив, в тех местах, где изображение однородно, деформации не вызывают больших ошибок, и даже небольшое изменение яркости свидетельствует о наличии объекта.

Заметим, что при неизвестном фоновом изображении  $g(x, y)$  и дисперсии аддитивного шума, для их оценки можно использовать подходы, предложенные в [12]. В целом предлагаемый подход является обобщением подхода [9] и сводится к нему при отсутствии вращения изображения.

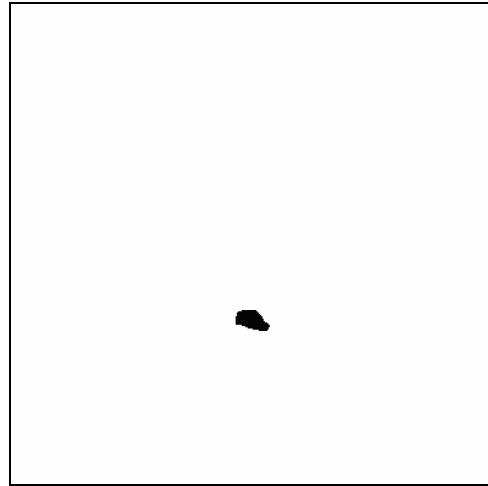
ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ. Для экспериментальных исследований был выбран видеосюжет продолжительностью 231 кадр (9,24 секунды), содержащий изображение движущегося автомобиля. Отношение сигнал/шум составляло около 12. При съёмке сюжета ось датчика поворачивалась оператором вслед за автомобилем и, кроме того, происходил крен датчика. Сюжет снят цифровой камерой DMK 21F04 с прогрессивной развёрткой. Размер каждого кадра видеосюжета составлял 640x480 точек.

Оценка параметров евклидова преобразования выполнялась по центральной области кадра размером 256x256 точек. Выделение объектов производилось в центральной части кадра размером 400x400 точек. Кадры видеосюжета были искажены вследствие турбулентности атмосферы.

Количественными параметрами, характеризующими качество выделения объектов были частота правильного выделения и частота ложного выделения. Для вычисления количественных параметров использовались кадры видеопоследовательности с номерами 50, 60, 100, 150, 200. Изображения кадров с номерами 50 и 200 представлены на рис. 3.



а) исходное изображение на кадре №200, подвергнутое повороту



б) эталонное изображение на кадре № 200

Рис. 4 – Исходное и эталонное изображения на двухсотом кадре видеосюжета

В процессе исследований были построены характеристики выделения для различных пар величин  $\sigma_\varphi$  и  $\sigma_s$ , где  $\sigma_s = \sqrt{\sigma_{\alpha\beta}^2 + \sigma_z^2}$  – суммарное СКО ошибок оценивания смещения. Для того, чтобы построить кривую характеристики выделения, варьировался параметр ширины доверительного интервала  $d$ , и при каждом его значении вычислялась частота правильного выделения  $\hat{p}_+$  и частота ложного выделения  $\hat{p}_-$ .

На рис. 5 приведены характеристики выделения, полученные при различных значениях величин  $\sigma_\varphi$  и  $\sigma_s$ . При вычислении частот истинного и ложного выделения производилось усреднение результатов по всем обрабатываемым кадрам. Крестами на кривых отмечены опорные точки, по которым строились графики. Числа около крестов обозначают значения ширины доверительных интервалов  $d$  в данных точках.

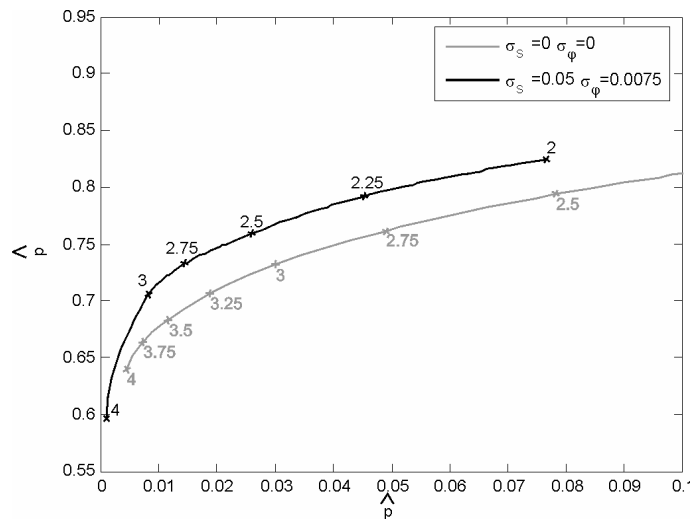


Рис. 5 – Характеристики выделения при различных значениях параметров

Анализ характеристик выделения показывает, что использование предлагаемого подхода позволяет повысить частоту правильного выделения на 4-6% и одновременно с этим снизить частоту ложного выделения более чем в 2 раза при одном и том же значении параметра  $d$ .

На рис. 6 приведены бинарные изображения, полученные в результате выделения объектов с различными параметрами алгоритма. Заметно значительно меньшее количество неверно выделенных точек на рис. 6 (б) по сравнению с рис. 6 (а). Частота правильного выделения на рисунках одна и та же и равна 0,7.

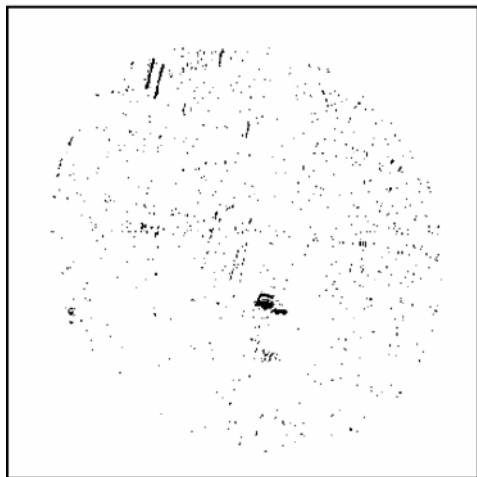
**РЕАЛИЗАЦИЯ.** Для проверки работоспособности рассмотренных подходов в реальных условиях наблюдения был создан макет системы обнаружения и сопровождения движущихся объектов. Разработанный макет состоит из видеокамеры, поворотного устройства, платы ввода изображений и двух компьютеров с процессорами Pentium 4 (3 ГГц). Первый компьютер решает задачи оценки параметров геометрических преобразований, а на второй возложены задачи выделения, обнаружения, анализа траекторий движения объектов, взаимодействия с пользователем и управления поворотным устройством. Обмен данными

между компьютерами осуществляется по сетям Ethernet или FireWire.

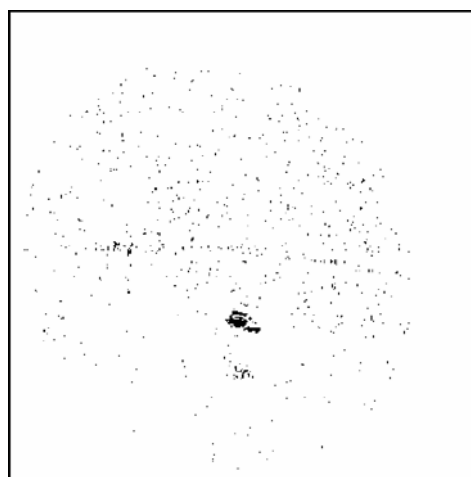
Для макета разработано специализированное программное обеспечение на языке C++, позволяющее работать с такими источниками видеoinформации как AVI-файлы, аналоговые видеокамеры (через фреймграббер

Matrox Meteor II), цифровые видеокамеры стандарта DCAM. При размере анализируемой части кадра 256x256 точек, частота обработки кадров составила 25 Гц.

Испытания макета системы обнаружения и сопровождения движущихся объектов подтвердили эффективность разработанных подходов.



а)  $d = 3,25$ ;  $\sigma_s = 0$ ;  $\sigma_\varphi = 0$



б)  $d = 3$ ;  $\sigma_s = 0,05$ ;  $\sigma_\varphi = 0,0075$

Рис. 6 – Результаты выделения объекта при различных параметрах алгоритма

Таким образом, решение задач обнаружения и сопровождения объектов требует организации обработки информации на нескольких иерархических уровнях, включающих восстановление изображений, выделение объектов, оценку параметров сегментов, слежение, оценку параметров, обнаружение, распознавание и сопровождение объектов.

Рассмотренный подход может быть использован при разработке систем обработки изображений реального времени, реализуемых на базе современных ПЛИС и сигнальных процессоров. В настоящее время разработанные алгоритмы используются при модернизации программно-алгоритмического обеспечения для системы обработки изображений реального времени «Охотник» [1].

#### Литература

1. Алпатов Б.А., Зеленюк Ю.И., Костяшкин Л.Н., Романов Ю.Н., Семенов В.П. Видеоинформационные технологии в бортовом радиоэлектронном оборудовании перспективных авиационных систем: концепция, алгоритика и решения // Радиотехника. – 2002. – №8. – С. 102-112.
2. Алпатов Б.А., Селяев А.А. Алгоритм оценки местоположения объекта на двумерном изображении // Изв. вузов. – Приборостроение. – 1988. – №5. – С. 3-5.
3. Алпатов Б.А., Хлудов С.Ю. Алгоритм последовательных испытаний в задаче совмещения двумерных изображений // Изв. вузов. Сер. Электромеханика. – 1988. – №7. – С. 87-91.
4. Применение методов сегментации изображений в автономных системах обнаружения, распознавания и сопровождения движущихся целей / Под ред. П. А. Бакута // За-

рубежная радиоэлектроника. – 1987. – №10. – С. 3-93.

5. Алпатов Б.А., Балашов О.Е. Исследование методов оценки фрактальной размерности и сегментация изображения // Цифровая обработка сигналов и ее применения. Тез. докл. 6-й междунар. конф. Том 2. – М.: 2004. – С. 97-99.
6. Алпатов Б.А., Муравьев С.И., Муравьев В.С. Пространственный алгоритм выделения объектов на основе адаптивной пороговой обработки // Цифровая обработка сигналов и ее применения. Мат. 8-й междунар. конф. Том 2. – М.: 2006. – С. 445-448.
7. Алпатов Б.А. Алгоритм обнаружения и выделения движущегося фрагмента изображения // Техника средств связи. Серия Техника телевидения. – 1991. – №2. – С. 72-76.
8. Алпатов Б.А., Блохин А.Н. Модели и алгоритмы обнаружения и выделения движущихся фрагментов изображений // Автометрия. – 1995. – №4. – С. 100-104.
9. Алпатов Б.А., Бабаян П.В. Выделение движущихся объектов в условиях геометрических искажений изображения // Цифровая обработка сигналов. – 2004. – №4. – С. 9-14.
10. Алпатов Б.А., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Прогнозирование управления приводами в видеокomпьютерной системе сопровождения объектов // Цифровая обработка сигналов и ее применения. Мат. 7-й международной конференции. Том 2. – М.: 2005. – С. 333-336.
11. Zitova B., Flusser J. Image registration methods: a survey // Image and Vision Computing 21 – 2003, pp. 977–1000.
12. Алпатов Б.А., Бохан К.А. Алгоритм автоматического обнаружения, выделения и оценки динамических объектов, возникающих в последовательности телевизионных кадров // Цифровая обработка сигналов и её применение. Тез. докл. 3-й междунар. науч. конф. – М.: МЦНТИ, 2000. – С. 105-109.