

АЛГОРИТМ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ СИСТЕМ АВТОМАТИЧЕСКОГО СОПРОВОЖДЕНИЯ ВОЗДУШНЫХ ОБЪЕКТОВ

Алпатов Б.А., зав. каф. АИТУ, д.т.н., профессор, Рязанский государственный радиотехнический университет, aitu@rsreu.ru

Блохин А.Н., нач. лаборатории, Государственный Рязанский приборный завод, hunter-rzn@yandex.ru

Муравьев В.С., научный сотрудник, Рязанский государственный радиотехнический университет, aitu@rsreu.ru

Введение

Постоянное совершенствование датчиков изображений и средств вычислительной техники приводит к расширению сферы практического применения методов и алгоритмов обработки изображений. Так, комплексы обработки изображений реального времени начали активно применяться в системах автоматического обнаружения и сопровождения воздушных объектов. Область использования технологий автоматического выделения и оценки параметров воздушных объектов включает в себя задачи обеспечения безопасности аэропортов и важных промышленных предприятий, контроль и мониторинг воздушного движения, астронавигацию и т.д.

Типовая структура системы автоматического сопровождения воздушных объектов приведена на рис. 1.

В системах автоматического сопровождения объектов датчик изображений обычно размещается на поворотном устройстве, прикреплённом к корпусу носителя, что позволяет изменять направление оптической оси датчика. Смещения поля зрения датчика могут приводить к существенным сдвигам изображения. Формируемые последовательности изображений также могут быть искажены шумами, источниками которых являются датчик, устройство квантования и др. Начальным этапом обработки видеоинформации, как правило, является этап выделения объектов, состоящий в получении би-

Рассматривается алгоритм выделения воздушных объектов на телевизионных и тепловизионных изображениях, ориентированный на реализацию в системах автоматического сопровождения реального времени. Представлена типовая структура системы автоматического сопровождения объектов, введена модель фоноцелевой обстановки, синтезирован алгоритм выделения объектов, предложен модифицированный алгоритм, опирающийся на результаты теоретических исследований, приведены результаты экспериментальных исследований.

нарной маски, определяющей положение и форму объектов на наблюдаемом изображении. Предполагается, что площадь наблюдаемых объектов на изображении может лежать в диапазоне от нескольких пикселей до нескольких тысяч пикселей. На практике в процессе выделения объектов любой алгоритм будет допускать ошибки, которые возможно уменьшить путем применения процедур логической или морфологической фильтрации бинарных изображений [1, 2]. После измерения параметров связанных областей полученной бинарной маски принимается решение об обнаружении интересных объектов. Потребителю выдается список найденных объектов и их параметров, к числу которых можно отнести яркость, размеры, координаты центра и др. Устройство управления необходимо для минимизации рассогласования между реальным направлением оптической оси датчика и желаемым, которое в большинстве случаев совпадает с направлением на объект [1].

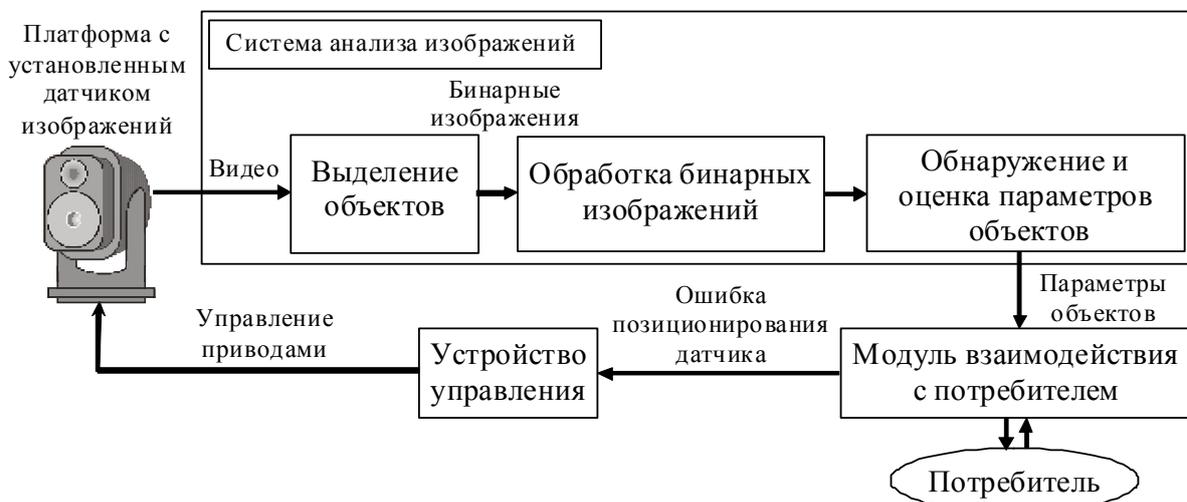


Рис. 1. Структура системы автоматического сопровождения воздушных объектов

Очевидно, что надежность сопровождения во многом зависит от качества бинарной маски объекта, полученной на этапе выделения. Следует упомянуть ряд подходов к решению задачи выделения объектов. Так, многие методы основываются на использовании пространственно-временной фильтрации [3, 4]. При этом из-за движения датчика изображения возникает необходимость в оценке параметров геометрических преобразований. В общем случае из-за неизвестных перемещений датчика изображений сложно установить соответствие между точками соседних кадров, поэтому применение алгоритмов, использующих временную фильтрацию, часто бывает затруднительным. Разработаны оптимальные алгоритмы выделения объектов, предполагающие известной корреляционную матрицу фона [5]. Однако при больших размерах изображения требуемая операция нахождения обратной матрицы является очень ресурсоемкой. В [6] предложен алгоритм выделения объектов, наблюдаемых на облачном небе, на основе нелинейной пространственной фильтрации. Существенным ограничением является то, что данный алгоритм способен выделять только малоразмерные объекты.

Таким образом, в силу ограничений существующих подходов разработка вычислительно эффективных алгоритмов выделения воздушных объектов, способных надежно работать в случае смещения поля зрения датчика и изменения размеров объектов, до настоящего времени остается актуальной задачей.

Постановка задачи

Рассмотрим аналитическую постановку задач выделения, обнаружения и измерения параметров объектов. Пусть монохроматический датчик формирует последовательность изображений с частотой $1/\tau$ кадров в секунду, где τ – период следования кадров. На кадре с номером n наблюдаемое изображение будет описываться яркостной функцией $l(i, j, n)$. Здесь и далее i, j – координаты пикселя, $(i, j) \in R$, $R = \{(i, j) : i = \overline{0, N_x - 1}; j = \overline{0, N_y - 1}\}$; R – множество точек, на котором задано изображение; N_x, N_y – размеры изображения по вертикали и горизонтали. Предполагается, что как объект, так и фон являются полностью “непрозрачными” для диапазона частот, в котором принимается оптический сигнал, атмосфера считается полностью прозрачной. Также необходимо учитывать шум, вносимый датчиком изображения, который, как правило, имеет аддитивный характер. С учётом сделанных замечаний модель наблюдения можно представить в виде [7]:

$$l(i, j, n) = h(i, j, n)r(i, j, n) + g(i, j, n)(1 - r(i, j, n)) + \xi(i, j, n), \quad (1)$$

$$(i, j) \in R, n = \overline{1, N},$$

где N – количество наблюдаемых кадров, $l(i, j, n)$ – наблюдаемое изображение, $g(i, j, n)$ и $h(i, j, n)$ – неизвестные яркости точек фона и объектов соответственно на кадре с номером n , $\xi(i, j, n)$ – шум с нулевым средним, некоррелированный по пространству и времени, функция $r(i, j, n)$ определяет расположение объектов на изображении и задаётся правилом:

$$r(i, j, n) = \begin{cases} 1, & \text{если в точке } (i, j) \text{ кадра } n \text{ находится объект,} \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (2)$$

Задача *выделения* объекта состоит в оценивании бинарной маски $r(i, j, n)$ по наблюдаемому изображению $l(i, j, n)$. Задача *обнаружения* объекта состоит в принятии решения о присутствии объекта на изображении. При этом $r(i, j, n)$ изменяется с течением времени вследствие изменения ракурса, расстояния до объекта, а также в связи с заслонениями объектов. На основе бинарной маски $r(i, j, n)$ можно вычислить такие параметры объекта, как левая, правая, верхняя и нижняя границы. Эти границы определяют прямоугольник, описанный вокруг объекта. Координатами центра объекта в кадре n будем считать координаты центра прямоугольника $(\alpha_{об}, \beta_{об})$, ограничивающего объект, а размерами объекта – высоту и ширину прямоугольника $(V_{об}, W_{об})$.

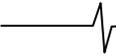
Для успешного решения задач выделения и обнаружения объектов необходимо располагать как можно более полной информацией о функциях яркости объектов и фона, а также знать параметры распределения шума. Оптимальный в смысле выбранного критерия качества алгоритм можно построить только при наличии полной априорной информации о свойствах объекта и фона. В большинстве случаев требуемая информация бывает недоступна. Реальные условия всегда характеризуются той или иной степенью неопределенности в отношении информации о фоноцелевой обстановке, которая обусловлена как невозможностью точного предсказания свойств объекта и фона, так и непредвиденными изменениями этих свойств во времени. В ряде случаев можно задаваться некоторыми ограничениями на вид неизвестных функций $g(i, j, n)$ и $h(i, j, n)$.

Необходимо принимать во внимание, что из-за возможного движения датчика изображений формируемые кадры видеопоследовательности подвергаются воздействию геометрических преобразований. Известные алгоритмы оценки параметров геометрических преобразований [3, 8] требуют высоких вычислительных затрат и не всегда бывают эффективны при наблюдении облачных фонов, характеризующихся наличием протяженных коррелированных яркостных образований. Возможным выходом из этой ситуации является применение алгоритмов, использующих преимущественно пространственные модели изображения фона и объекта. Поэтому для упрощения записи будем опускать аргумент n при дальнейшем изложении.

При наблюдении удаленного объекта на равномерном фоне яркости объекта и фона в кадре можно считать неизвестными случайными величинами с плотностями распределения

$$p(h) = p(g) = \frac{1}{l_{\max}},$$

при $h \in [0; l_{\max}]$, $g \in [0; l_{\max}]$. Месторасположение объекта на изображении неизвестно, но предположим, что доступна информация о его конфигурации. Координаты (α, β) , задающие местоположение объекта на изображении, будем считать дискретными случайными величинами, подчиняющимися равномерному закону распределения. Количество возможных положений объекта в кадре равно $N_{x\alpha} N_{y\beta}$, где $N_{x\alpha} = N_x - V_{об} + 1$, $N_{y\beta} = N_y - W_{об} + 1$, $(V_{об}, W_{об})$ – соответственно высота и ширина ограничивающего



объект прямоугольника. Будем считать, что $\xi(i, j, n)$ – белый гауссовый шум с нулевым средним и известной дисперсией σ_ξ^2 .

Решение задачи

Для выбора между гипотезой X_1 о присутствии объекта и альтернативной гипотезой X_0 составляется отношение правдоподобия Λ , которое сравнивается с порогом. С учетом введенной модели фоноцелевой обстановки (1) принимает вид:

$$X_1: l(i, j) = \begin{cases} h + \xi(i, j), & (i, j) \in H_{об}, \\ g + \xi(i, j), & (i, j) \in G_{об}; \end{cases} \quad (3)$$

$$X_0: l(i, j) = g + \xi(i, j), \quad (i, j) \in R,$$

где $H_{об}$ – множество, задающее координаты точек объекта на изображении, $G_{об} = R \setminus H_{об}$. Выражение для Λ будет равно [9]:

$$\Lambda = \frac{\sum_{\alpha=0}^{N_{xx}-1} \sum_{\beta=0}^{N_{yy}-1} p(\alpha, \beta) \int_0^{l_{\max}} \int_0^{l_{\max}} p_1(L | g, h, \alpha, \beta) p(h) p(g) dh dg}{\int_0^{l_{\max}} p_0(L | g) p(g) dg}, \quad (4)$$

где $p_1(L | g, h, \alpha, \beta)$ – многомерная плотность распределения наблюдаемого изображения при наличии объекта, $p_0(L | g)$ – многомерная плотность распределения наблюдаемого изображения при отсутствии объекта, L – вектор, состоящий из яркостей точек наблюдаемого изображения.

С учетом сделанных допущений, оптимальное по критерию Неймана-Пирсона правило принятия решения будет заключаться в проверке следующего условия [9]:

$$\frac{1}{N_{xx} N_{yy}} \sum_{\alpha=0}^{N_{xx}-1} \sum_{\beta=0}^{N_{yy}-1} \exp \left(\frac{1}{2\sigma_\xi^2} \frac{S_g S_h}{N_x N_y} (\hat{h}_{\alpha, \beta} - \hat{g}_{\alpha, \beta})^2 \right) > C/k_\Lambda, \quad (5)$$

где C – константа, зависящая от заданной величины ложной тревоги,

$$k_\Lambda = \frac{\sqrt{2\pi} \sigma_\xi \sqrt{N_x N_y}}{l_{\max} \sqrt{S_h S_g}},$$

S_h – площадь объекта, $S_g = N_x N_y - S_h$, $\hat{h}_{\alpha, \beta}$, $\hat{g}_{\alpha, \beta}$ – усредненные значения яркостей объекта и фона, вычисляемые для всех α и β в областях, определяемых конфигурациями точек объекта и фона.

Из (5) видно, что для каждого положения объекта необходимо вычислять экспоненту, что при больших размерах изображения требует больших вычислительных затрат. Для уменьшения вычислительной сложности алгоритма, принимая во внимание неравенство $e^x > 1 + x$, перейдем к следующему правилу:

$$\sum_{\alpha=0}^{N_{xx}-1} \sum_{\beta=0}^{N_{yy}-1} (\hat{h}_{\alpha, \beta} - \hat{g}_{\alpha, \beta})^2 > \frac{2N_{xx} N_{yy} N_x N_y}{S_g S_h} (C/k_\Lambda - 1) \sigma_\xi^2, \quad (6)$$

что не приведет к возрастанию вероятности ложных тревог. Количественные значения вероятностей правильного обнаружения P_{no} и ложных тревог P_{lm} можно найти из следующих выражений:

$$P_{no} = 1 - \Phi \left(\frac{\sqrt{2N_{xx} N_{yy}} (C_1 - b/2)}{\sqrt{(1 + 2b)}} \right), \quad (7)$$

$$P_{lm} = 1 - \Phi \left(\sqrt{2N_{xx} N_{yy}} C_1 \right),$$

где $\Phi(\dots)$ – интеграл вероятностей,

$$C_1 = C/k_\Lambda - 3/2, \quad b = \frac{S_g S_h}{N_x N_y} SNR^2,$$

SNR – отношение сигнал/шум, вычисляемое как отношение контраста объекта к среднеквадратическому отклонению шума. Графики зависимостей P_{no} от P_{lm} , определяемых в параметрическом виде выражениями (7), при разных значениях SNR приведены на рис. 2.

Помимо принятия решения о присутствии искомого объекта на изображении необходимо находить оценки $(\hat{\alpha}_{об}, \hat{\beta}_{об})$ координат, определяющих его истинное местоположение. В соответствии с критерием максимального правдоподобия алгоритм решения данной задачи сводится к максимизации критериальной функции

$$F(\alpha, \beta) = \left| \hat{h}_{\alpha, \beta} - \hat{g}_{\alpha, \beta} \right|$$

и сравнении максимального значения с порогом, зависящим от площади объекта, размеров изображения и СКО шума. В случае принятия гипотезы о наличии объекта в кадре его координаты на изображении будут определяться как

$$(\hat{\alpha}_{об}, \hat{\beta}_{об}) = \arg \max_{\alpha, \beta} (F(\alpha, \beta)) \quad [9].$$

В реальных условиях наблюдения в кадре могут присутствовать несколько объектов, конфигурация которых неизвестна. Поскольку изображения могут быть искажены воздействием шума различной природы, а фон может быть как ровным, так и содержать разнородную облачность, то получить аналитическое решение задачи выделения объектов в общем случае не удастся. Поэтому предлагается внести ряд модификаций в рассмотренный выше алгоритм.

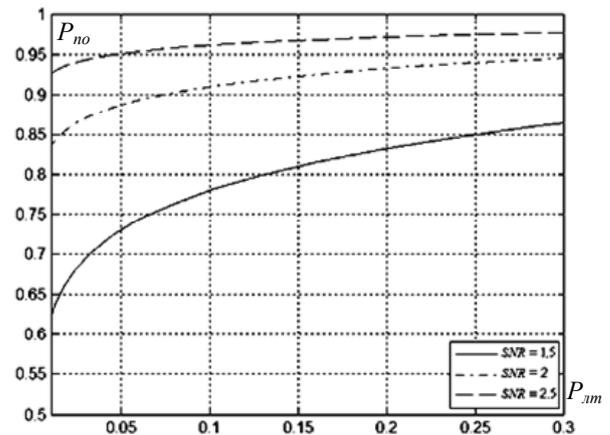


Рис. 2. Графики теоретических зависимостей P_{no} от P_{lm} при разных значениях SNR

Если $g(i, j)$ является изменяющимся процессом, то целесообразно ограничивать область, задаваемую $G_{об}$, некоторой прямоугольной зоной размерами $(x_g \times y_g)$, в пределах которой $g(i, j)$ можно считать по-

стоянной. Размеры зоны зависят от яркостной изменчивости фоновой составляющей и площади наблюдаемого объекта. В частности размеры прямоугольной зоны не должны быть меньше размеров объекта на изображении, т.е. должны выполняться условия $x_g > V_{об}$ и $y_g > W_{об}$. В большинстве случаев значение σ_ξ^2 также заранее неизвестно и для принятия решения о наличии объекта необходимо вычислять оценку $\hat{\sigma}_\xi^2$. С учетом вышеизложенного предлагаемый алгоритм выделения объектов заключается в следующем.

Входное изображение $l(i, j)$ обрабатывается линейным фильтром, имеющим маску w_1 размерности $q_{12} \times q_{11}$. Параллельно с этим $l(i, j)$ сглаживается фильтром с маской w_2 размерностью $q_{22} \times q_{21}$, причем $q_{21} > q_{11}, q_{22} > q_{12}$:

$$f_1(i, j) = \sum_{m_x=-(q_{12}-1)/2}^{(q_{12}-1)/2} \sum_{m_y=-(q_{11}-1)/2}^{(q_{11}-1)/2} w_1(m_x, m_y) l(i-m_x, j-m_y),$$

$$f_2(i, j) = \sum_{m_x=-(q_{22}-1)/2}^{(q_{22}-1)/2} \sum_{m_y=-(q_{21}-1)/2}^{(q_{21}-1)/2} w_2(m_x, m_y) l(i-m_x, j-m_y),$$
(8)

где $f_1(i, j)$ и $f_2(i, j)$ – выходные изображения, полученные после фильтрации масками w_1 и w_2 соответственно. При этом $f_2(i, j)$ представляет собой оценку фоновой составляющей наблюдаемого изображения. Маски фильтров имеют следующий вид:

$$w_1(m_x, m_y) = 1/q_{11}q_{12}, m_x = \overline{-(q_{12}-1)/2, (q_{12}-1)/2}, m_y = \overline{-(q_{11}-1)/2, (q_{11}-1)/2},$$

$$w_2(m_x, m_y) = \begin{cases} 0, & \text{при } m_x = \overline{-(q_{12}-1)/2, (q_{12}-1)/2}, m_y = \overline{-(q_{11}-1)/2, (q_{11}-1)/2}, \\ 1/(q_{21}q_{22} - q_{11}q_{12}), & \text{иначе.} \end{cases}$$

Во многих практических случаях маски фильтров можно выбирать квадратными, т.е. $q_{11} = q_{12} = q_1$ и $q_{21} = q_{22} = q_2$. Далее путем вычитания отфильтрованных изображений находится разность $d(i, j) = f_1(i, j) - f_2(i, j)$, что имеет много общего с вычислением выражения, стоящего в левой части (6). Итоговое решающее правило имеет вид:

$$\hat{r}(i, j) = \begin{cases} 1, & |d(i, j)| > k\hat{\sigma}, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$
(10)

где k – пороговый коэффициент,

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{N_x N_y} \sum_{i=0}^{N_x-1} \sum_{j=0}^{N_y-1} d^2(i, j)}$$

– оценка среднеквадратического

отклонения шума, вычисляемая во всей области кадра. Результаты численного моделирования показывают, что практически оценивание σ^2 сводится к нахождению второго начального момента, так как математическое ожидание остаточного шума, как правило, близко к нулю. На изображениях, формируемых датчиками ИК диапазона, интересующие воздушные объекты зачастую имеют положительный тепловой контраст относительно фона, поэтому целесообразно подвергать пороговой обработке разность $d(i, j)$.

После получения $\hat{r}(i, j)$ бывает необходимо уменьшить степень фрагментации связанных областей бинарного изображения и подавить точечный шум, для чего может применяться морфологическая обработка бинарных изображений, заключающаяся в последовательном применении операций морфологического закрытия и открытия со структурирующими элементами заданных размеров. Измерение параметров объектов с использованием бинарных масок осуществляется с помощью известной процедуры разметки и параметризации описанной, например, в [1]. Для сопоставления списков объектов, найденных на текущем и предыдущем кадрах, и присвоения каждому объекту уникального идентификационного номера применяется алгоритм стробирования. Селекция объектов в стробе осуществляется по результатам анализа расстояния между центром объекта и центром строба. Размеры строба выбираются исходя из скорости движения и размеров объектов на изображении.

С целью повышения эффективности сопровождения объектов, размеры которых изменяются от кадра к кадру, предлагается ввести в структуру алгоритма дополнительный канал пространственной фильтрации и пороговой обработки. В обоих каналах осуществляется пространственная обработка по формулам (8)-(10), но значения q_2 , положение и размеры зоны обработки отличаются [10]. Каждый канал генерирует свое бинарное изображение, а для получения результата выделения объектов в виде единого бинарного изображения точки бинарного изображения 1-го канала, попадающие в область обработки второго канала, замещаются точками изображения с выхода канала 2. Первоначально работает только канал, предназначенный для выделения и обнаружения объектов, размеры которых лежат в широком диапазоне. Параметры канала фиксированы и не меняются с течением времени. При выделении интересующего объекта последний может быть взят на сопровождение. В этом случае включается второй канал, зона пространственной обработки которого соответствует стробу сопровождения интересующего объекта, что позволяет точнее оценить дисперсию шума на этапе получения бинарного изображения. Размер q_{2c} маски фильтра w_2 на следующем после включения дополнительного канала кадре выбирается исходя из выражения:

$$q_{2c}(n+1) = \begin{cases} q_{2c}(n)k_{cl} + \max(\tilde{V}_{об}, \tilde{W}_{об})(1-k_{cl}), \\ \text{при } \max(\tilde{V}_{об}, \tilde{W}_{об}) < q_{cp}, \\ q_{2c}(n)k_{cl} + 3\max(\tilde{V}_{об}, \tilde{W}_{об})(1-k_{cl})/2, \\ \text{иначе,} \end{cases}$$
(11)

где $(\tilde{V}_{об}, \tilde{W}_{об})$ – измеренные значения высоты и ширины объекта на изображении, k_{cl} – коэффициент сглаживания, q_{cp} – граничное значение q_{2c} .

Экспериментальные исследования

Экспериментальная проверка алгоритма проводилась на натуральных тестовых видеопоследовательностях ТВ и ИК диапазонов продолжительностью от 1500 до 2000 кадров. На рис. 3 приведены кадры из нескольких тестовых сюжетов. Фон на использованных сюжетах был как неподвижным, так и движущимся. Выбранные сюжеты характеризовались наличием как однородного, так и облачного фонов, размеры объектов лежали в диапазоне от 2x2 до 40x50 пикселей, отношение сигнал/шум достигало значения 2,5 и менее.

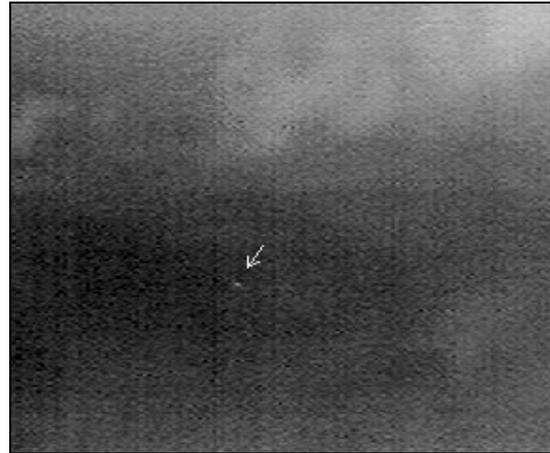


Рис. 3. Кадры из тестовых видеосюжетов (стрелками отмечено положение объекта)

Для обрабатываемой видеопоследовательности на каждом кадре находилось евклидово расстояние между эталонными координатами центра объекта $(\alpha_{об}, \beta_{об})$ и координатами центра m -го объекта $(\hat{\alpha}_{об}^{(m)}, \hat{\beta}_{об}^{(m)})$, найденного в обрабатываемой области кадра

$$d_{об}^{(m)} = \sqrt{(\hat{\alpha}_{об}^{(m)} - \alpha_{об})^2 + (\hat{\beta}_{об}^{(m)} - \beta_{об})^2}, \quad m = \overline{1, N_{об}}, \quad (12)$$

где $N_{об}$ – количество найденных объектов. После чего формировался бинарный параметр $N_{обн}^{(n)}$ из условия:

$$N_{обн}^{(n)} = \begin{cases} 1, & \text{если } \min_m d_{об}^{(m)} \leq 1 + \frac{1}{2} \sqrt{V_{об}^2 + W_{об}^2}, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (13)$$

Объект считался обнаруженным в кадре n , если значение $N_{обн}^{(n)}$ было равно единице и потерянным в противном случае. Вычислялась частота правильного обнаружения объекта как отношение количества кадров, где объект был обнаружен, к длине видеопоследовательности. Ошибка определения координат центра объекта по

каждой из осей рассчитывалась как

$$(\Delta\alpha_{об}, \Delta\beta_{об}) = (\hat{\alpha}_{об}^{(s)} - \alpha_{об}, \hat{\beta}_{об}^{(s)} - \beta_{об}),$$

где $s = \arg \min_m d_{об}^{(m)}$.

Считая $\Delta\alpha_{об}$ и $\Delta\beta_{об}$ в случае правильного обнаружения независимыми случайными величинами, распределенными по гауссовскому закону с нулевым средним, можно оценить их СКО $\hat{\sigma}_{\Delta\alpha}, \hat{\sigma}_{\Delta\beta}$. При проведении экспериментальных исследований дополнительно находилась частота пропусков объектов. Под пропуском объекта понималась ситуация, когда объект не был обнаружен в течение заданного числа подряд идущих кадров (выбиралось равным двум). В таблице 1 приведены количественные характеристики эффективности работы рассматриваемого алгоритма (I), усредненные по нескольким тестовым сюжетам. В качестве примера в данной таблице приведены результаты работы байесовского сегментатора (II), описанного в [11].

Таблица 1.

Количественные характеристики эффективности работы алгоритмов, усредненные по нескольким тестовым сюжетам

Усредненная частота правильного обнаружения		Усредненная частота пропусков объекта		Усредненное СКО $(\hat{\sigma}_{\Delta\alpha}, \hat{\sigma}_{\Delta\beta})$, пикс.	
I	II	I	II	I	II
0,991	0,986	0,029	0,062	(0,67, 0,86)	(1,17, 1,88)

Анализ результатов показывает, что использование разработанного алгоритма выделения позволяет добиться уменьшения частоты пропусков объектов в среднем в 2 раза и СКО ошибки измерения координат центров объекта на 50-55% по сравнению с алгоритмом, основанным на байесовской сегментации. Предлагаемый подход также обладает невысокой вычислительной сложностью, позволяющей его реализовать на современной элементной базе. Так, количество операций сложения и умножения, затрачиваемых на обработку полного кадра при типовых параметрах одноканального алгоритма выделения объектов $q_1=3$, $q_2=15$, составляет $1,8 \times 10^7$.

С целью демонстрации работы алгоритма выделения воздушных объектов в реальных условиях наблюдения проводились его натурные испытания. Исследовалась эффективность сопровождения таких объектов как БПЛА, Ан-2, Миг-31, Ми-8, Ка-52 на дальностях до 30 км с помощью различных датчиков изображений. В целом, результаты проведенных испытаний свидетельствуют о возможности использования разработанного алгоритма в составе систем автоматического обнаружения и сопровождения объектов.

Заключение

Предложенный алгоритм способен выделять как малоразмерные, так и крупноразмерные объекты на облачных фонах при отношениях сигнал/шум до 2,5 в исходном изображении, обладает невысокой вычислительной сложностью, что позволяет обрабатывать полный кадр изображения в реальном масштабе времени. Разработанный подход может быть рекомендован для применения в составе систем автоматического сопровождения объектов. Исследования выполнены при поддержке гранта для ведущих научных школ НШ-1.2010.10.

Литература

1. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление – М.: Радиотехника, 2008.–176 с.
2. Pham Q.H., Brosnan T.M., Smith M.J.T., Mersereau R.M. A morphological method of clutter suppression in ATR // Proc. of SPIE Vol. 3371, Automatic Target Recognition VIII. – 1998, pp. 367–374.

3. Алпатов Б.А., Бабаян П.В. Выделение движущихся объектов в условиях геометрических искажений изображений // Цифровая обработка сигналов.– 2004.– №4.– С. 9-14.
4. Liu Ya, Ai Haizhou, Xu Guangyou. Moving object detection and tracking based on background subtraction // Proc. of SPIE, Vol. 4554, Object Detection, Classification and Tracking Technologies, 2001, pp.62–66.
5. Amir H. Fazlollahi, Bahram Javidi Optimum receivers for pattern recognition problems with nonoverlapping target and background noise // Optical Engineering 36, 1997, pp.2633-2641.
6. Suyog D. Deshpande, M. H. Er, V. Rondab, Phillip Chan. Max-mean and max-median filters for detection of small-targets // Proc. of SPIE Vol. 3809, Signal and Data Processing of Small Targets, 1999, pp.74-83.
7. Алпатов Б.А. Оценивание параметров движущегося фрагмента двумерного изображения // Техника средств связи. Серия Техника телевидения.– 1991.– №2. С.77-81.
8. Стротов В.В. Оценивание параметров смещения изображения в задачах выделения движущихся объектов // Вестник РГРТУ.– Рязань, 2008.– №23.– С.30-37.
9. Муравьев В.С. Пространственный алгоритм обнаружения и измерения координат воздушных объектов на изображении // Вестник РГРТУ.– 2009.– №28.– С.17-20.
10. Муравьев В.С., Муравьев С.И. Алгоритм выделения и измерения координат объектов, наблюдаемых на облачных фонах // Вестник РГРТУ. – Рязань, 2007. – №21. – С. 20-24.
11. Бакут П.А., Лабунец В.Г. Телевизионная следящая система с байесовским дискриминатором цели // Зарубежная радиоэлектроника.– 1987.– №10.– С.81-93.

IMAGE PROCESSING ALGORITHM FOR AUTOMATIC AERIAL OBJECT TRACKING SYSTEMS

The extraction of aerial objects observed on television and infrared images and its role in the process of the automatic tracking is described. A typical structure of the real-time automatic tracking system is also presented. A model based object extraction algorithm suggested in the paper is served as a fundament for the modified approach. The results of an experimental research confirm high reliability characteristics of the proposed algorithm.