

УДК 621.391.26

## ОБНАРУЖЕНИЕ И ОЦЕНКА ПАРАМЕТРОВ ВОЗДУШНЫХ ОБЪЕКТОВ В ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЯХ НА ОСНОВЕ КРАТНОМАСШТАБНОЙ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ОБРАБОТКИ

*Бабаян П.В., к.т.н., начальник лаборатории Рязанского государственного радиотехнического университета, e-mail: aitu@rsreu.ru*

*Фельдман А.Б., аспирант Рязанского государственного радиотехнического университета, e-mail: aitu@rsreu.ru*

**Ключевые слова:** видеопоследовательность, обнаружение объектов, измерение координат, оценка параметров, кратномасштабная обработка.

### Введение

Одной из важных задач, решаемых в оптико-электронных системах наблюдения за воздушным пространством, является обнаружение и оценка параметров движущихся или неподвижных объектов, находящихся в поле зрения датчика изображений. При этом существует ряд особенностей, которые необходимо учитывать при решении данной задачи. Во-первых, датчик изображений может устанавливаться на поворотном устройстве и, следовательно, менять пространственную ориентацию. Во-вторых, фон, на котором наблюдаются объекты, представляет собой изображения ясного или облачного неба и содержит как сравнительно однородные участки, так и множество контрастных образований таких, как границы облаков, линия горизонта, деревья. В-третьих, часто отсутствует априорная информация о яркостных характеристиках и динамике наблюдаемых объектов.

На практике среди известных подходов к обнаружению воздушных объектов лучше всего зарекомендовали себя алгоритм статистической сегментации [1] и алгоритм, основанный на пространственной фильтрации изображений [2]. Среди недостатков алгоритма статистической сегментации, использующего различие выборочных распределений признаков для фона и объекта, можно выделить необходимость наличия априорных сведений о размерах и местоположении объекта и тот факт, что для малоразмерных объектов гистограмма не может служить хорошей оценкой распределения вероятности признаков. Вычислительная сложность алгоритма сегментации возрастает с увеличением числа используемых признаков, особенно при больших порядностях гистограмм. Основным недостатком алгоритма пространственной фильтрации, в котором для обнаружения объектов выполняются операции свертки изображения с масками специального вида с последующей пороговой обработкой и анализом полученных сегментов, можно считать тот факт, что при увеличении размера объекта увеличиваются и размеры апертур используемых фильтров.

*Рассмотрен алгоритм обнаружения и оценки параметров воздушных объектов, особенностью которого является использование нескольких масштабных каналов с пониженной частотой пространственной дискретизации в каждом. Изображения в отдельных каналах рассматриваются как реализации марковского случайного поля. Для адаптации к изменениям наблюдаемых размеров объекта в каждом кадре осуществляется выбор наиболее подходящего масштабного канала. Представлены результаты сравнительных исследований предложенного подхода и алгоритма, основанного на пространственной фильтрации изображений. Проведен анализ вычислительной сложности для указанных алгоритмов.*

Таким образом, в настоящее время актуальной является задача разработки алгоритма обнаружения малоразмерных воздушных объектов, обладающего низкими вычислительными затратами. При этом целесообразно учитывать наличие статистической связи между близлежащими точками фонового изображения, поэтому в настоящей работе предлагается рассматривать фоновое изображение как реализацию марковского случайного поля. На основании марковских моделей может быть синтезирован оптимальный алгоритм обнаружения точечных объектов. Для получения изображения, на котором интересующий объект представлен одним элементом разложения, используется процедура понижения частоты пространственной дискретизации, при этом коэффициент децимации меняется в процессе наблюдения для адаптации к изменениям наблюдаемого размера объекта.

**Алгоритм обнаружения точечных объектов.** Предположим, что фоновое изображение  $g(i, j)$  является реализацией марковского случайного поля вида [3]

$$g(i, j) = \frac{1}{A} \sum_{(u,v) \in s(i,j)} \alpha_{(i,j)}^{(u,v)} g(u, v) + \theta(i, j), \quad A = \sum_{(u,v) \in s(i,j)} \alpha_{(i,j)}^{(u,v)}, \quad (1)$$

где  $i = \overline{1, N_x}$ ,  $j = \overline{1, N_y}$  – пространственные координаты;  $N_x, N_y$  – соответственно, число строк и столбцов изображения;  $s(i, j) = \{(u, v) | 0 < (i - u)^2 + (j - v)^2 \leq 2\}$  – определяет множество элементов восьмисвязной окрестности для элемента  $(i, j)$ ; коэффициенты  $\alpha_{(i,j)}^{(u,v)}$  определяют степень влияния пикселя  $(u, v)$  на пиксель  $(i, j)$ ;  $\theta(i, j)$  – некоррелированный по пространственным координатам гауссовский случайный процесс с нулевым средним и дисперсией  $\sigma_0^2$  (так называемый формирующий шум).

Пусть коэффициенты  $\alpha_{(i,j)}^{(u,v)}$  зависят только от взаимного расположения пикселей  $(u, v)$ ,  $(i, j)$  и не зависят от выбора точки  $(i, j)$ . Вопросы оценивания коэффициентов  $\alpha_{(i,j)}^{(u,v)}$  обсуждаются, например, в статье [3].

Будем считать, что объект непрозрачный, и яркость объекта распределена равномерно  $p(h) = 1/l_{\max}$ ,  $h \in [0, l_{\max}]$ , где  $l_{\max}$  – максимальное значение яркости изображения. Кроме того, положим, что дисперсия аддитивного шума датчика пренебрежимо мала по сравнению с дисперсией формирующего шума модели  $\sigma_{\theta}^2$ . В таком случае можно показать [4], что оптимальное по критерию Неймана-Пирсона правило принятия решения о присутствии объекта в точке наблюдаемого изображения  $l(i, j)$  может быть записано в виде

$$\left| l(i, j) - \frac{1}{A} \sum_{(u,v) \in S(i,j)} \alpha_{(i,j)}^{(u,v)} l(u, v) \right| \begin{cases} \geq \hat{\sigma}_{\theta} \cdot k(p_-) \Rightarrow \text{объект;} \\ < \hat{\sigma}_{\theta} \cdot k(p_-) \Rightarrow \text{фон.} \end{cases} \quad (2)$$

Здесь  $k(p_-)$  – квантиль уровня  $p_-/2$  стандартного нормального распределения,  $p_-$  – заданная вероятность ложных тревог;  $\hat{\sigma}_{\theta}$  – максимально правдоподобная оценка СКО формирующего шума

$$\hat{\sigma}_{\theta} = \sqrt{\frac{1}{N_x N_y} \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} \left( l(i, j) - \frac{1}{A} \sum_{(u,v) \in S(i,j)} \alpha_{(i,j)}^{(u,v)} l(u, v) \right)^2}. \quad (3)$$

Результатом применения решающего правила (2) в текущем кадре является множество точек, часть которых соответствует ложным тревогам, поэтому выполняется дополнительный анализ с целью устранить нестабильные во времени точки.

**Оценка параметров точечного объекта.** Будем считать, что на рассматриваемом промежутке времени датчик изображений либо неподвижен, либо характер его движения известен априори. В первом случае оценивание параметров объекта можно вести непосредственно в системе координат наблюдаемого изображения. Во втором случае целесообразно перейти в систему координат, связанную с неподвижным фоном. Для простоты изложения ограничимся рассмотрением ситуации, когда датчик изображений неподвижен.

При оценивании параметров заданного объекта в текущем кадре  $\mathbf{L}_n = \{l(i, j, n)\}$  можно сократить зону поиска (строб)  $\mathbf{S}_n \subset \mathbf{L}_n$  с учетом ограничений на максимальную скорость объекта. При отсутствии других точечных объектов в стробе следует ожидать, что наибольшее отличие между заданной точкой и ее соседями обусловлено присутствием интересующего объекта. Введем критериальную функцию

$$F(i, j, n) = \left| l(i, j, n) - \frac{1}{A} \sum_{(u,v) \in S(i,j)} \alpha_{(i,j)}^{(u,v)} l(u, v, n) \right|. \quad (4)$$

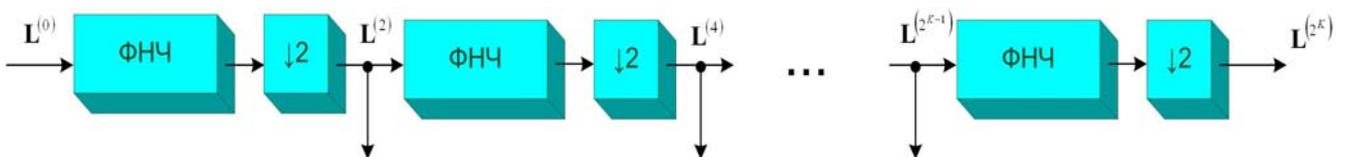


Рис. 1. Иллюстрация многоступенчатой процедуры децимации изображений (ФНЧ – фильтр нижних частот;  $\mathbf{L}^{(2^k)}(i, j)$ ,  $k = 0, K$  – прореженные изображения)

Тогда измерение координат  $\tilde{\lambda}(n) = [\tilde{\lambda}_x(n), \tilde{\lambda}_y(n)]$  в текущем кадре может быть найдено по правилу

$$\tilde{\lambda}(n) = \arg \max_{(i,j) \in \mathbf{S}_n} F(i, j, n). \quad (5)$$

В силу эффектов пространственной дискретизации, чересстрочной развертки, наличия неучтенного аддитивного шума датчика и ряда других причин измерение координат по правилу (5) может сопровождаться ошибкой. Поэтому для уточнения измерений координат в текущем кадре, оценивания проекций вектора скорости объекта и позиционирования центра строба (центра области  $\mathbf{S}_{n+1}$ ) в следующем кадре используются методы калмановской фильтрации, позволяющей принимать решение о соответствии измерений координат, полученных по правилу (5), интересующему объекту. Для этого результаты измерений в текущем кадре сравниваются с прогнозируемыми значениями координат, и, если отличие между указанными величинами превышает некоторый порог, зависящий от дисперсии оценок координат, принимается решение о пропуске объекта. В таком случае в качестве оценок параметров объекта используются прогнозируемые значения, формируемые фильтром Калмана. Если на протяжении заданного числа кадров не получено измерений координат, соответствующих объекту, принимается решение о потере объекта, другими словами – фиксируется срыв слежения.

**Адаптация к размерам объекта путем децимации изображений.** Если объект не является точечным и известны его начальные линейные размеры, то можно свести задачу к случаю наблюдения точечного объекта путем понижения частоты пространственной дискретизации наблюдаемого изображения. Экспериментальные исследования показали, что целесообразно выбирать коэффициенты прореживания кратные степеням числа 2. Для уменьшения вычислительных затрат при больших значениях коэффициента децимации понижение частоты дискретизации можно организовать ступенчато в несколько этапов, на каждом из которых изображение прореживается в два раза по каждой координате. Иллюстрация многоступенчатой процедуры децимации представлена на рис. 1.

Если результат оценивания координат объекта на прореженном в  $v$  раз по строкам и столбцам изображении  $\hat{\lambda}_x^{(v)}, \hat{\lambda}_y^{(v)}$ , то соответствующие оценки в системе координат исходного изображения –  $\hat{\lambda}_x = v\hat{\lambda}_x^{(v)}, \hat{\lambda}_y = v\hat{\lambda}_y^{(v)}$ .

Так как размеры объекта меняются в процессе наблюдения, может возникнуть ситуация, когда при данном коэффициенте децимации объект на прореженном изображении перестанет быть точечным.

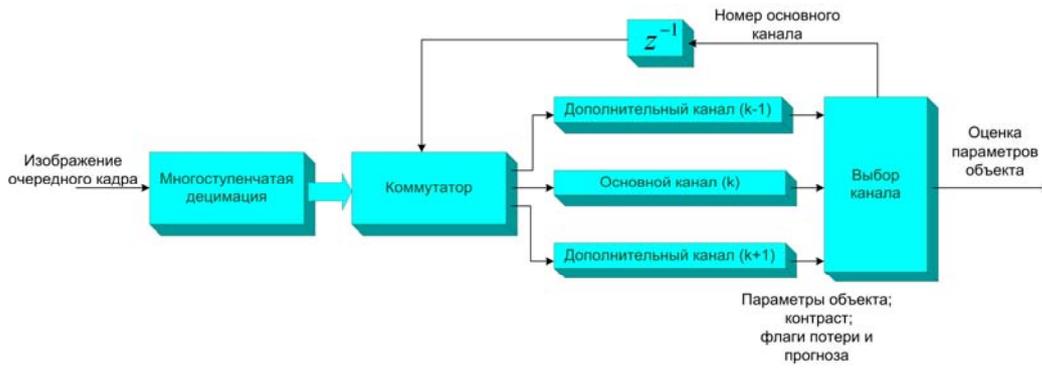


Рис. 2. Структурная схема многоканального алгоритма оценки параметров воздушных объектов

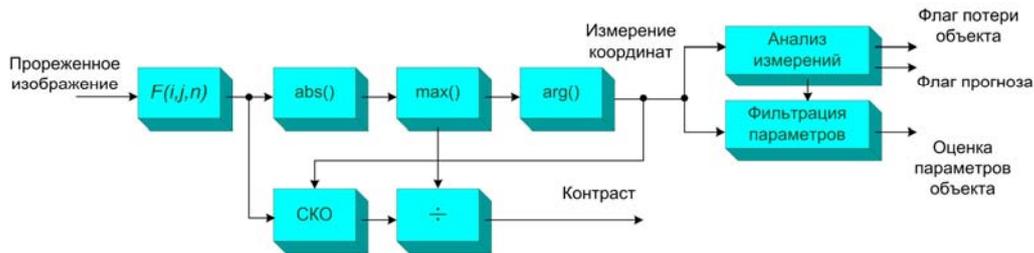


Рис. 3. Структурная схема масштабного канала

Учитывая, что размеры объекта не могут измениться скачкообразно, целесообразно вести обработку в трех масштабных каналах с близкими значениями коэффициента децимации (рис. 2).

На первом кадре в качестве основного выбирается канал  $k$  с коэффициентом децимации  $\nu_k = 2^k$ , ближайшим к линейным размерам объекта. Одновременно с основным включаются два соседних канала с коэффициентами прореживания  $\nu_{k-1}$  и  $\nu_{k+1}$ . Каналы работают независимо друг от друга, и на каждом кадре осуществляется выбор канала, наилучшим образом соответствующего наблюдаемым размерам объекта.

На рис. 3 представлена структура одного масштабного канала. Обработка информации осуществляется следующим образом. Прежде всего, выполняется вычисление критериальной функции (4), что можно эффективно реализовать в виде линейной свертки изображения с маской, элементы которой зависят от весовых коэффициентов модели (1). Далее производится измерение координат объекта согласно правилу (5). Измерения поступают на блок анализа, который при необходимости «выставляет» флаги потери и прогноза, и на блок фильтрации параметров, осуществляющий уточнение

координат и скорости объекта. Кроме того, в каждом канале вычисляется локальный контраст – отношение величины максимума отсчетов к СКО значений критериальной функции.

На каждом кадре необходимо принимать решение о том, какой из каналов наилучшим образом соответствует размерам объекта. Данную задачу решает блок выбора канала. Рассмотрим процедуру переключения на примере двух каналов – основного (ОК) и одного дополнительного (ДК). Соответствующая структурная схема представлена на рис. 4.

Критерием, указывающим на необходимость смены каналов, является превышение контрастом в дополнительном канале контраста, вычисленного в основном канале. При этом следует учесть, что максимум в дополнительном канале может не соответствовать интересующему объекту, поэтому применяется дополнительный анализ, который заключается в сопоставлении нескольких последних отсчетов траекторий и скоростей объектов в основном и дополнительном каналах. Кроме того, для принятия решения о переключении необходимо, чтобы дополнительный канал не находился в режиме потери или прогноза.

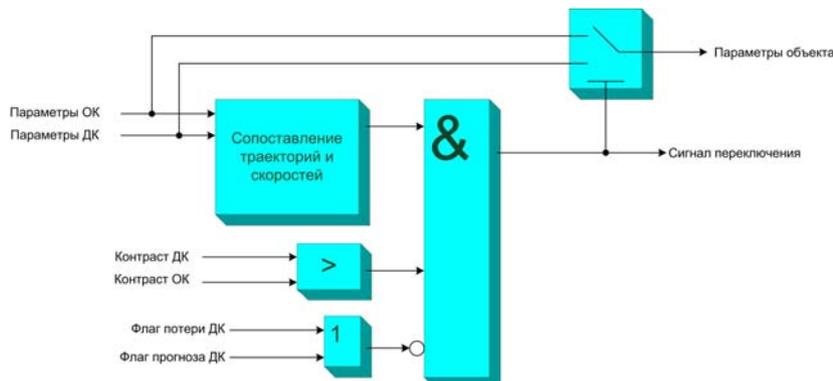


Рис. 4. Структурная схема блока выбора канала (на примере двух каналов: ОК – основной канал; ДК – дополнительный канал)



Пример работы алгоритма слежения на основе кратномасштабного подхода представлен на рис. 5. Обратим внимание на момент, когда наблюдаемый объект пересекает плотную облачность (рис. 5-г). Здесь энергия светового поля от объекта рассеивается облаком, что приводит к увеличению наблюдаемых размеров объекта. Реагируя на этот факт, алгоритм переключается на канал с коэффициентом децимации 4. Затем, когда объект выходит за пределы плотной облачности (рис. 5-д), происходит возврат к каналу с коэффициентом децимации равным 2.

**Сравнительные экспериментальные исследования алгоритмов слежения за объектами, основанных на процедуре оценки параметров.** Для исследования эффективности предложенного подхода к оцениванию параметров воздушных объектов (кратномасштабный алгоритм А1) были проведены сравнительные исследования на натуральных видеопоследовательностях. В качестве альтернативы использовался алгоритм оценивания параметров объектов, основанный на пространственной фильтрации изображений [2] (алгоритм пространственной фильтрации А2). В ходе исследований рассчитывались следующие количественные характеристики: 1) частота правильного обнаружения; 2) частота срывов слежения; 3) среднеквадратическая ошибка оценивания координат.

Под *частотой правильного обнаружения* понимается отношение числа кадров, на которых объект был об-

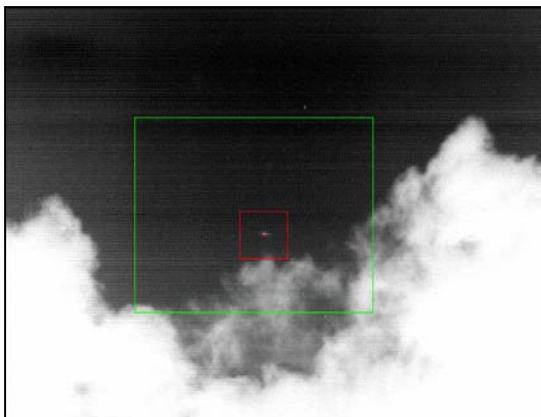
наружен, к общему числу кадров видеопоследовательности. При этом считается, что объект обнаружен, если разность между эталонными и измеренными координатами центра объекта не превышает диагонали прямоугольника, ограничивающего эталонное изображение объекта в данном кадре видеопоследовательности.

*Частотой срывов слежения* считается отношение числа ситуаций, когда в данном кадре фиксируется потеря объекта, к общему числу кадров видеопоследовательности.

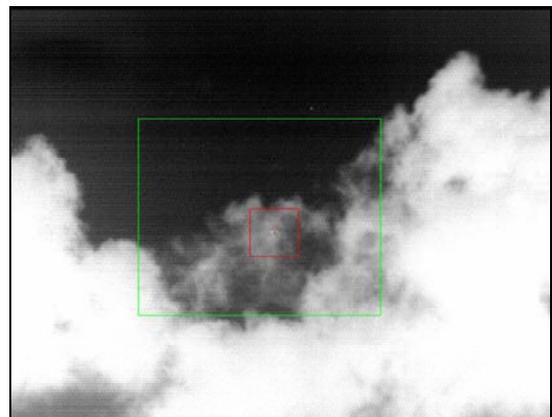
Под *среднеквадратической ошибкой оценивания координат* понимается модуль вектора, компонентами которого являются среднеквадратические ошибки оценивания соответствующих координат объекта.

Для проведения экспериментальных исследований была сформирована *коллекция тестовых видеосюжетов*, состоящая из 16 видеосюжетов, полученных в видимом и инфракрасном диапазонах спектра. Размеры наблюдаемых объектов колебались от 2x2 до 30x30 пикселей.

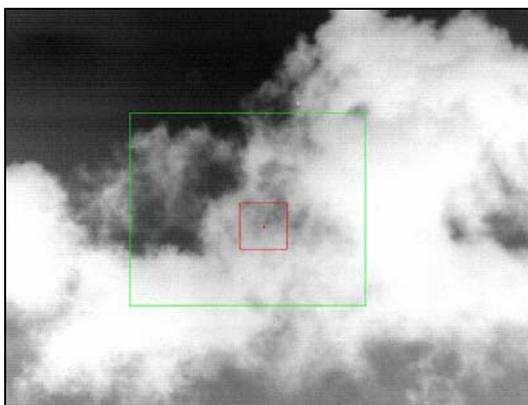
Рассмотрение *результатов экспериментов*, представленных в табл. 1, позволяет утверждать, что описанный в настоящей работе алгоритм А1 по частоте правильного обнаружения приближается к алгоритму А2. Между тем, как и ожидалось, алгоритм А1 демонстрирует меньшую точность, что объясняется работой с прореженными изображениями и отсутствием этапа выделения точек объекта.



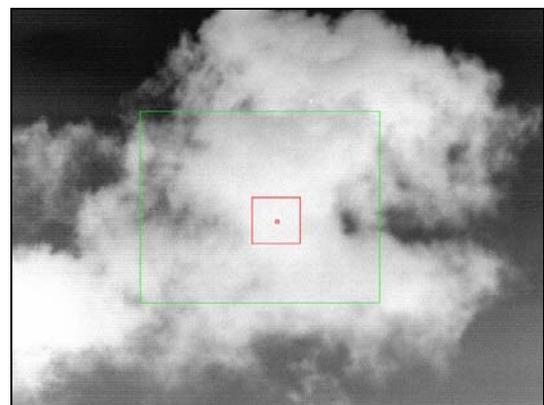
а) Кадр 5. Начало слежения за объектом



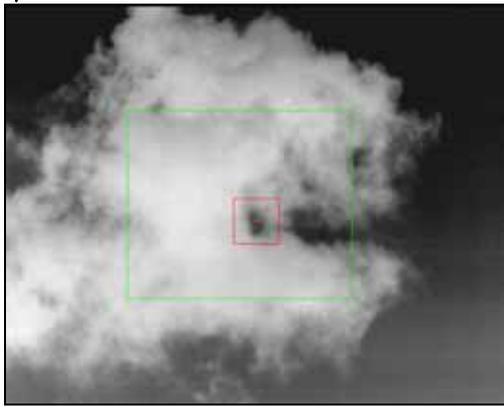
б) Кадр 100. Слежение за объектом на фоне перистой облачности



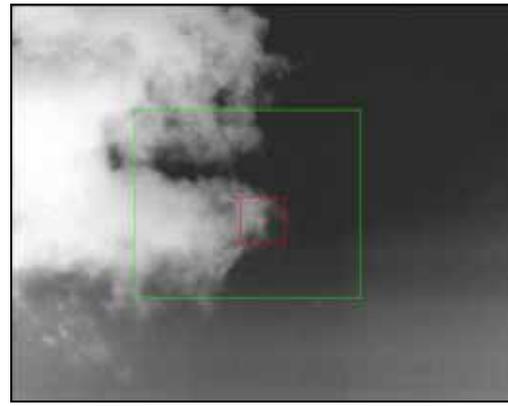
в) Кадр 200. Слежение за объектом на фоне облака



г) Кадр 300. Объект влетает в плотную облачность. Переход к каналу с коэффициентом децимации 4



д) Кадр 350. Возврат к каналу с коэффициентом децимации 2



е) Кадр 450. Слежение за объектом вблизи границы облачности

Рис. 5. Пример работы алгоритма слежения на основе кратномасштабного подхода к оцениванию параметров объекта

Таблица 1

Результаты сравнительного исследования алгоритмов слежения за воздушными объектами

Алгоритм	Частота правильного обнаружения	Частота срывов слежения	Модуль среднеквадратической ошибки, пикселей
A1	0,94	$1,3 \cdot 10^{-2}$	2,41
A2	0,97	$5,9 \cdot 10^{-3}$	1,22

Таблица 2

Число операций умножения с накоплением для исследуемых алгоритмов

Алгоритм	Линейные размеры объекта (в пикселях)				
	2	4	8	16	32
A1	$14,4 \cdot N$	$15,1 \cdot N$	$13,8 \cdot N$	$13,4 \cdot N$	$13,3 \cdot N$
A2	$20 \cdot N$	$20 \cdot N$	$20 \cdot N$	$36 \cdot N$	$104 \cdot N$

Анализируя вычислительную сложность исследуемых алгоритмов, учтем, что основным этапом каждого из них является линейная свертка. Число операций умножения с накоплением в зависимости от линейных размеров объекта при заданном размере изображения  $N = N_x \cdot N_y$  для каждого из алгоритмов приводится в табл. 2. Отметим, что алгоритм A2 включает также этапы сегментации отфильтрованного изображения, разметки и параметризации полученных сегментов [5]. Вычислительная сложность этих этапов не зависит от размера объекта и поэтому не учитывалась при составлении табл. 2. Таким образом, из представленных данных видно, что алгоритм A1 имеет меньшую вычислительную сложность, которая еще более уменьшается с увеличением размера объекта, в то время как для алгоритма A2 объем вычислений, наоборот, возрастает. Алгоритм A1 обеспечивает выигрыш также по объему требуемой памяти, так как необходимо хранить только прореженные в несколько раз изображения для каждого из трех активных каналов.

Работа проводилась при финансовой поддержке Министерства образования и науки РФ (госконтракт № 02.740.11.0002).

#### Литература

1. Бакут П.А., Лабунец В.Г. Телевизионная следящая система с байесовским дискриминатором цели // Зарубежная радиоэлектроника. – 1987 – №10. – С.81-93.
2. Муравьев В.С. Пространственный алгоритм обнаружения и определения координат воздушных объектов на изображении

// Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – Рязань, 2009. – №2(28). – С.17-20.

3. Perez P. Markov Random Fields and Images // CWI. – 1998. – №4 – PP.413-437.
4. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Фельдман А.Б. Обнаружение и оценка параметров малоразмерных воздушных объектов в последовательности изображений // Цифровая обработка сигналов и ее применение: Труды Российского научно-технического общества радиотехники, электроники и связи им. А.С.Попова. – М., 2010. – С.117-120.
5. 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.: ил.

#### AIR OBJECT DETECTION AND PARAMETER ESTIMATION IN THE IMAGE SEQUENCES ON THE BASIS OF MULTISCALE SPACE PROCESSING

*Babayan P.V., Feldman A.B.*

In this paper the air object detection and parameters estimation algorithm is proposed. The main feature of it is the use of the several scale channels with the reduced spatial frequencies in each. In the separated channel the observed image is considered as the sample of the Markov random field. One is able to select the channel with the best correspondence to the size of the object.