

УДК 004.9

ФИЛЬТРАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ МАЛОРАЗМЕРНЫХ ОБЪЕКТОВ В СИСТЕМАХ С КРУГОВЫМ МИКРОСКАНИРОВАНИЕМ

А. К. Шакенов, Д. Е. Будеев

*Институт автоматизации и электрометрии СО РАН,
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1
E-mail: adil.shakenov@ngs.ru*

Рассмотрена модель регистрации изображений, получаемых в режиме кругового микро-сканирования. Для обнаружения объектов на слабом фоне при использовании системы регистрации изображений, основанной на круговом сканировании, предложен подход к фильтрации изображений. Использован расчёт матрицы ковариации шумов по данным, полученным методом численного моделирования. Рассчитанная матрица используется при построении фильтра. Показано, что применённый подход позволяет увеличить отношение сигнал/шум при обработке изображений со слабой фоновой составляющей.

Ключевые слова: моделирование изображений, круговое микросканирование, малоразмерные объекты.

DOI: 10.15372/AUT20170414

Введение. В настоящее время для решения задачи дистанционного обнаружения движущихся объектов применяются системы, использующие в процессе регистрации данных микросканирование, т. е. движение фотоприёмной матрицы в плоскости, перпендикулярной направлению оптического потока [1–4]. Например, модель многорядного фотоприёмника с режимом временной задержки накопления (ВЗН) описана в [5–10]. В работе [11] дана модель камеры, использующей сканирование по круговой траектории.

Известен подход, позволяющий получить оптимальный линейный фильтр для случая стационарного фона с известной ковариационной матрицей [12]. Поскольку статистические характеристики фона, как правило, неизвестны, часто применяются различные алгоритмы фильтрации (билатеральной [13] и медианной [14]) фона наблюдаемой локальной окрестности, оптимальный линейный прогноз [15, 16] и другие эвристические методы [17–20].

Основная помеха при наблюдении объекта на слабом фоне — некоррелированные шумы датчиков. При этом ковариационная матрица шума является диагональной, а оптимальный линейный фильтр определяется исключительно формой объекта [12], что даёт возможность эффективно проводить обработку таких данных. Однако при микросканировании и последующем восстановлении изображения шумы могут стать коррелированными, что не позволяет применять указанный выше способ. С другой стороны, возникающая корреляция обусловлена системами сканирования и восстановления изображений, поэтому может быть заранее учтена при построении алгоритмов обнаружения.

Постановка задачи. Для рассмотренной системы регистрации изображений необходимо оценить влияние процедуры микросканирования на независимые шумы фоточувствительных датчиков и предложить способы фильтрации изображений для ситуации, когда помеха обусловлена преимущественно этими шумами.

Модель сканирующей системы. Подробное описание рассматриваемой системы микросканирования приведено в работе [11]. Непрерывное поле интенсивности, поступающее на вход камеры, моделируется изображением $I_1(x, y)$, которое имеет размеры, кратно превышающие размеры моделируемого субкадра низкого разрешения. Была использована

оптическая модель с функцией рассеяния точки в виде функции Гаусса, и выходное изображение оптической системы $I_{\text{opt}}(x, y)$ получалось путём свёртки изображения $I_1(x, y)$ с $f(x, y) = 1/(2\pi\sigma^2) \exp(-(x^2 + y^2)/2\sigma^2)$:

$$I_{\text{opt}}(x, y) = f(x, y) \otimes I_1(x, y). \quad (1)$$

Для численного моделирования применялся дискретный фильтр, имеющий размер 31×31 элемент подробной решётки.

При микросканировании в стартстопном режиме матрица фотоприёмника движется по кругу, при этом измерение интенсивности и считывание данных происходит в K позициях, результатом чего являются K изображений. Координаты положения решётки при моделировании k -го изображения описываются следующими выражениями:

$$X(k) = 10R \cos(2\pi k/K); \quad Y(k) = 10R \sin(2\pi k/K), \quad (2)$$

где 10 — кратность увеличения моделируемого изображения; R — радиус сканирования в элементах отсчёта матрицы; K — число позиций, в которых происходит считывание данных.

Моделируемое изображение низкого разрешения получается следующим образом:

$$D^k(i, j) = \left(\frac{1}{N^2} \sum_{t=iN+X(k)}^{t<(i+1)N+X(k)} \sum_{s=jN+Y(k)}^{s<(j+1)N+Y(k)} I_{\text{opt}}(t, s) B(t, s) \right) + \zeta_{ij}^k. \quad (3)$$

Здесь N — количество узлов подробной решётки, моделирующей непрерывное входное воздействие в пределах одного элемента матрицы; ζ_{ij}^k — независимые нормальные случайные величины, моделирующие шум датчика; $B(t, s)$ — функция, характеризующая принадлежность узла подробной решётки межэлементному промежутку:

$$B(t, s) = \begin{cases} 0, & (t, s) \in \text{межэлементному промежутку,} \\ 1 & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (4)$$

Существуют различные алгоритмы восстановления изображения высокого разрешения по входному набору субизображений. В данной работе синтезировалось изображение, имеющее такой же размер, как и входное изображение, моделирующее непрерывное оптическое поле. Пусть $I(x, y)$ — синтезируемое изображение размером, как и изображение $I_{\text{opt}}(x, y)$; $D^k(i, j)$, $k = 1, \dots, K$, — множество зарегистрированных изображений низкого разрешения. Обозначим $\Omega_{i,j}^k$ — множество узлов изображения $I_{\text{opt}}(x, y)$, по которым рассчитывалось значение $D^k(i, j)$. Для каждого пиксела $D^k(i, j)$ это множество можно однозначно восстановить, поскольку геометрия микросканирования и расположение фоточувствительных элементов известны. Обозначим $W(x, y)$ — счётчик, имеющий такой же размер, как и изображение $I(x, y)$. Для синтеза изображения использовался следующий алгоритм.

1. Инициализация $I(x, y)$, $W(x, y)$ нулевыми значениями.
2. Для всех $k = 1, \dots, K$ выполнялась процедура накопления

$$\forall (x, y) \in \Omega_{i,j}^k: I(x, y) = I(x, y) + D^k(i, j), \quad W(x, y) = W(x, y) + 1.$$

3. Получаемое изображение:

$$I(x, y) = \begin{cases} I(x, y)/W(x, y), & W(x, y) \neq 0, \\ 0, & W(x, y) = 0. \end{cases}$$

Фильтрация изображений. Предложенный алгоритм основывается на предположении, что стационарным фоном с низкими перепадами интенсивности можно пренебречь и в качестве фоновой помехи рассматривать коррелированный шум системы.

Задача детектирования объекта на коррелированном фоне хорошо изучена и описана в [12]. Изображение повышенного разрешения, восстановленное по нескольким субкадрам низкого разрешения в процессе микросканирования, можно представить в векторной форме:

$$f_{\text{src}} = f_o + n, \quad (5)$$

где f_o — вектор объекта, n — вектор шума. Пусть K — матрица ковариации шума. Тогда оптимальный в смысле увеличения отношения сигнал/шум линейный фильтр m имеет вид [12]

$$m = K^{-1}f_o \quad (6)$$

На практике ковариационная матрица K , как правило, не известна. Если изображение наблюдаемого фона стационарно в пространстве, то можно оценить эту матрицу непосредственно по входному кадру ($K = K_{\text{est}}$). Такой подход даёт наилучшие результаты, однако его существенным недостатком являются большие вычислительные затраты, необходимые для оценки ковариационной матрицы. В случае слабого фона, который возникает, например, при наблюдении в ночное время или обнаружении объектов на фоне космоса, дисперсия наблюдаемого фона невелика (меньше дисперсии шума датчиков), соответственно можно считать помеху некоррелированной. В этом случае ковариационную матрицу можно аппроксимировать единичной матрицей ($K = E$).

При регистрации изображений в режиме кругового микросканирования входными данными является набор изображений низкого разрешения, полученных в течение одного полного оборота матрицы. Затем по полученному набору строится изображение повышенного разрешения, которое используется для обнаружения объектов. При микросканировании и последующем восстановлении изображения возникает корреляция между отсчётами восстановленного изображения даже при наблюдении слабого фона. Это происходит из-за того, что значение каждого отсчёта восстановленного изображения представляет собой взвешенную сумму нескольких отсчётов соответствующих изображений низкого разрешения. Таким образом, в пределах радиуса сканирования соседние отсчёты восстановленного изображения становятся коррелированными и аппроксимировать матрицу шума единичной матрицей не удаётся. При этом можно рассчитать или оценить экспериментально матрицу ковариации регистрирующей системы и затем использовать полученную матрицу на этапе подавления фона ($K = K_{\text{sys}}$).

Для проверки эффективности предложенного подхода был поставлен модельный эксперимент с применением алгоритма обработки данных, состоящего из двух частей. Первая часть заключается в оценивании ковариационной матрицы шума, характерного для данной системы, и выполняется предварительно по результатам моделирования регистрирующей системы. Для этого используется следующий алгоритм.

1. Формирование входной последовательности изображений низкого разрешения, моделирующей сигнал, содержащий только шум датчиков. В формулах (1)–(4) используется входное изображение с нулевой интенсивностью.

2. Восстановление изображения повышенного разрешения по набору, полученному на шаге 1.

3. Оценка ковариационной матрицы восстановленного изображения K_{sys} и сохранение её в памяти компьютера.

Вторая часть выполняется непосредственно при обработке изображений в процессе обнаружения объектов и состоит из двух шагов:

1. Чтение из памяти компьютера ковариационной матрицы K_{sys} и расчёт фильтра по формуле (6).

2. Фильтрация изображения путём его свёртки с полученным фильтром.

Экспериментальные результаты. Для исследования алгоритмов фильтрации использовались изображения Земли, полученные со спутника «Электро-Л № 1» [21]. Исходное изображение взято в качестве фона в процессе моделирования регистрации изображений с помощью кругового микросканирования вышеизложенным способом. Сначала по формулам (1)–(4) из исходного кадра были получены изображения пониженного разрешения. С применением алгоритма, изложенного в работе [11], по изображениям низкого разрешения было восстановлено изображение повышенного разрешения, которое и использовалось в процессе эксперимента.

Параметры модели выбирались таким образом, чтобы максимально соответствовать реальным системам наблюдения и в то же время отразить специфику микросканирования. Размер межэлементного промежутка был взят равным 30 % линейного размера элемента, поскольку это соответствует наибольшему значению промежутка для современных матричных приёмников. Параметр σ при моделировании пятна размытия оптическим трактом выбран равным 4, что примерно соответствует концентрации 60 % энергии пятна в ячейке одного элемента. Такое же значение было использовано при моделировании объекта в виде функции Гаусса. Радиус сканирования выбран равным расстоянию между центрами ячеек считывающей матрицы на основании результатов, полученных при моделировании [11]. Было смоделировано сканирование со считыванием десяти изображений на один оборот матрицы. Для моделирования входного оптического потока использовалось изображение в 10 раз больше, чем число отсчётов в фотоприёмной матрице.

При других параметрах модели, а также статистических параметрах фонов количественные показатели улучшения от предложенного алгоритма значительно варьируются. При этом остаются верными следующие утверждения: 1) при уменьшении дисперсии фона предлагаемый алгоритм приближается к оптимальному; 2) фильтрация, согласованная только с формой объекта, даёт результаты хуже, чем предложенный алгоритм. Приведённый эксперимент наглядно демонстрирует указанные зависимости.

Для фильтрации в качестве изображений со слабыми фонами были взяты фрагменты изображения ночной части Земли слева от терминатора (рис. 1).

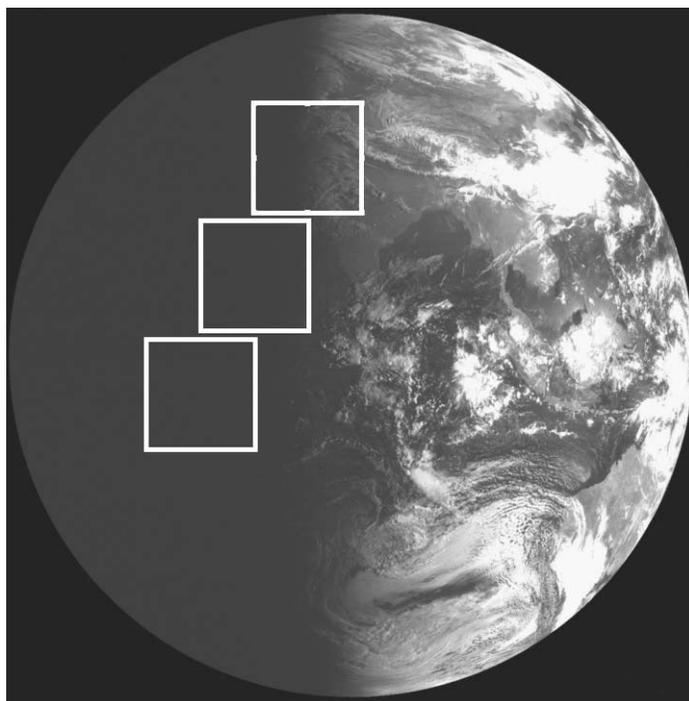


Рис. 1. Восстановленное изображение Земли и выбранные фрагменты

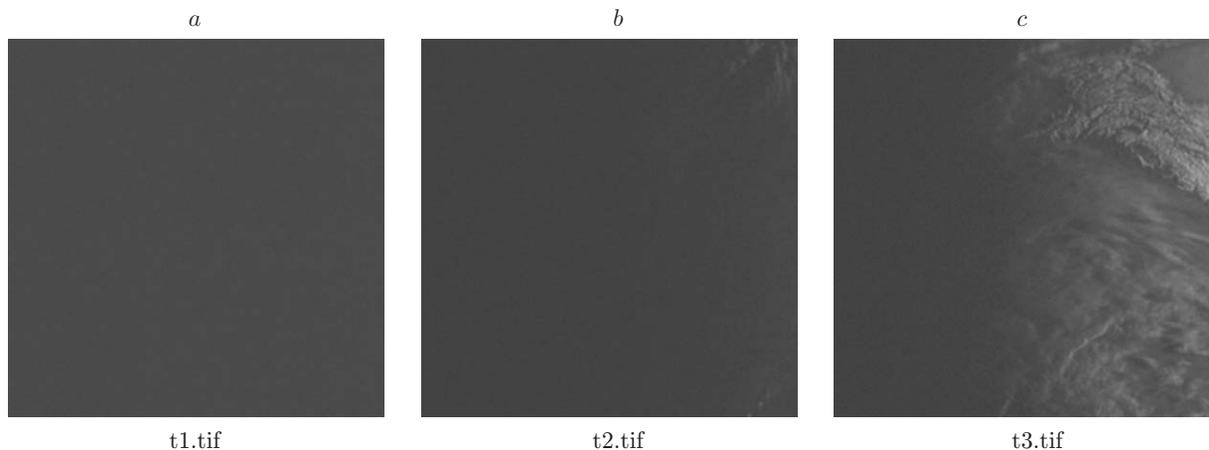


Рис. 2. Фрагменты, использованные для фильтрации

Фрагменты были смещены по оси X , чтобы оценить работу алгоритма при увеличении дисперсии фона подстилающей поверхности. На рис. 2 показаны фрагменты для оценки работы алгоритма фильтрации.

На обрабатываемые изображения добавлялось изображение объекта, в качестве которого была использована гауссова функция с максимальной интенсивностью равной пяти среднеквадратичным отклонениям фоновой составляющей обрабатываемого фрагмента и параметром $\sigma = 4$. В таблице представлены результаты сравнения разных методов фильтрации. Для каждой текстуры приведено значение максимальной интенсивности объекта до обработки A_0 и значение СКО яркости фона изображения σ_0 , а также значение отношения величины максимальной интенсивности объекта к СКО яркости фона. Обработка проводилась тремя фильтрами с соответствующей оценкой ковариационной матрицы: фильтр 1 — $K = K_{est}$, фильтр 2 — $K = E$, фильтр 3 — $K = K_{sys}$.

Для каждого фильтра после обработки определялись значение A_1 отклика объекта на фильтр и значение СКО яркости σ_1 обработанного изображения, значение отношения величины отклика объекта на фильтр к величине СКО яркости обработанного фона, а также γ — коэффициент улучшения после фильтрации.

Из таблицы видно, что наилучшие результаты даёт фильтр 1, а неудовлетворительные — фильтр 2. Это происходит из-за того, что в данном алгоритме предполагаются наблюдаемый некоррелированный шум и диагональная ковариационная матрица. В такой ситуации допущение является неверным, поскольку в процессе восстановления изображения повышенного разрешения шум становится коррелированным. При возрастании

Текстура	A_0	σ_0	A_0/σ_0	Тип фильтра	A_1	σ_1	A_1/σ_1	γ
t1.tif	6,561	1,312	5,0	1	9,51483	1,66611	5,71079	1,14
				2	3,28271	0,695928	4,71702	0,94
				3	6,69626	1,183	5,66039	1,13
t2.tif	12,1482	2,42963	5,0	1	715,924	73,0568	9,79954	1,96
				2	6,07747	2,13822	2,8423	0,57
				3	12,3972	2,36447	5,2431	1,05
t3.tif	78,2089	15,6418	5,0	1	667,457	15,7669	42,3329	8,47
				2	39,1262	15,4691	2,52931	0,51
				3	79,8119	15,6586	5,09701	1,02

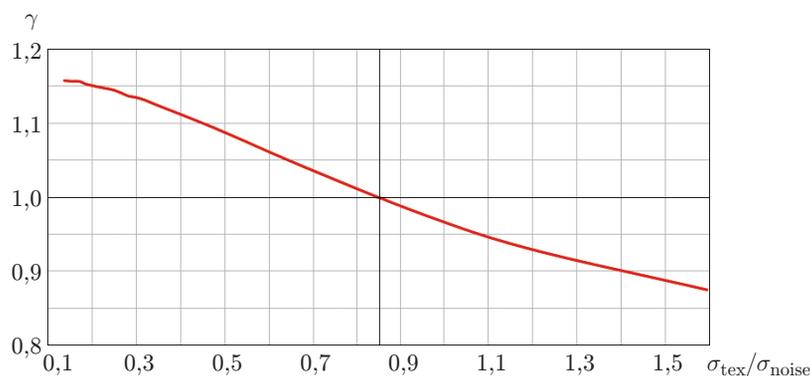


Рис. 3. График зависимости γ от отношения СКО текстуры и шума датчиков

СКО фона улучшение от применения фильтра 3 снижается, поэтому его использование при наблюдении фонов со значительной дисперсией нецелесообразно и может привести к ухудшению отношения сигнал/фон в сравнении с исходными данными. Корректный учёт возникающей в процессе сканирования ковариации шума при наблюдении объектов на различных неоднородных в пространстве фонах может являться темой дальнейшего исследования. На слабых фонах предложенный алгоритм даёт результаты, близкие к результатам фильтрации оптимальным фильтром, поскольку наблюдаемый фон в данном случае практически постоянен внутри кадра.

Для определения границ применимости предложенного подхода проведён следующий эксперимент. Был сгенерирован набор текстур с различными СКО σ_{tex} . Значение шумов системы регистрации σ_{noise} оставалось постоянным. В качестве объекта была использована функция Гаусса с параметром $\sigma = 5$. Обработка проводилась, как описано выше, с помощью фильтра 3. На рис. 3 представлен график зависимости улучшения γ после фильтрации от отношения СКО текстуры и шума датчиков. На графике видно, что при увеличении СКО текстуры выигрыш от применения предложенного алгоритма падает. Отношение сигнал/шум увеличивается, когда СКО текстуры меньше, чем 0,85 СКО шума датчиков.

Заключение. В результате проведённых экспериментов выявлена необходимость учёта корреляции случайных шумов, возникающих в процессе кругового микросканирования в задаче обнаружения объектов. Показано, что алгоритм подавления фона, основанный на использовании предварительно оценённой матрицы ковариации, характерной для заданной системы регистрации данных, позволяет эффективно проводить фильтрацию в ситуации, когда основной помехой является шум датчиков регистрации изображения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Тарасов В. В., Якушенков Ю. Г. Некоторые пути совершенствования тепловизионных систем // Специальная техника. 2004. № 2. С. 11–19.
2. Cabanski W., Breiter R., Mauk K.-H. Miniaturized high performance staring thermal imaging system // Proc. SPIE. 2000. 4028. P. 208–219.
3. Pat. 5774179 US. Method and system for fast microscanning /P. Chevrette, J. Fortin. Publ. 1998.
4. Wiltse J. M., Miller J. L. Imagery improvements in staring infrared imagers by employing subpixel microscan // Proc. SPIE. 2005. 44. 056401.
5. Бочков В. Д., Дрожников Б. Н., Кузнецов П. А. и др. Особенности ФПУ с режимом ВЗН формата 1024×10 на основе КРТ // Прикладная физика. 2014. № 1. С. 58–61.

6. Кузнецов П. А., Моцев И. С., Сало В. В., Кошанцев Н. Ф. Фотоприёмные модули с режимом ВЗН для мониторинга земной поверхности в ИК-диапазоне // Успехи прикладной физики. 2014. **2**, № 6. С. 635–638.
7. Соляков В. Н., Козлов К. В., Кузнецов П. А. Компьютерная модель регистрации точечных источников излучения многорядными ФПУ с режимом ВЗН // Прикладная физика. 2014. № 2. С. 54–57.
8. Козлов К. В., Соляков В. Н., Кузнецов П. А. и др. Исследование частотных характеристик многорядного МФПУ с режимом ВЗН // Успехи прикладной физики. 2014. **2**, № 5. С. 528–538.
9. Соляков В. Н., Дрожников Б. Н., Хамидуллин К. А., Лазарев П. С. Особенности регистрации точечных источников излучения фотоприёмными устройствами с режимом ВЗН // Успехи прикладной физики. 2013. **1**, № 4. С. 506–509.
10. Громилин Г. И., Дрожников Б. Н., Козлов К. В. и др. Моделирование процесса сканирования изображений с использованием матричных фотоприёмников // Тр. XXIV Междунар. науч.-техн. конф. по фотоэлектронике и приборам ночного видения. М., 2016. С. 200–205.
11. Киричук В. С., Шакенов А. К. Алгоритм восстановления изображений в задаче обнаружения объектов при круговом микросканировании // Автометрия. 2016. **52**, № 1. С. 15–21.
12. Pratt W. K. Digital image processing: PIKS Scientific Inside // Fourth Edition Pixel Soft, Inc. Los Altos, USA, 2007. P. 662–769.
13. Bae T.-W., Sohng K.-I. Small target detection using bilateral filter based on edge component // Journ. Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves. 2010. **31**. P. 735–743.
14. Deshpande S. D., Er M. H., Ronda V., Chan Ph. Max-mean and max-median filters for detection of small-targets // Proc. SPIE. 1999. **3809**. P. 74–83.
15. Soni T., Zeidler R., Ku W. H. Performance evaluation of 2-D adaptive prediction filters for detection of small object in image data // IEEE Trans. Image Process. 1993. **2**, Is. 3. P. 327–340.
16. Ffrench P. A., Zeidler J. R., Ku W. H. Enhanced detectability of small objects in correlated clutter using an improved 2-D adaptive lattice algorithm // IEEE Trans. Image Process. 1997. **6**, Is. 3. P. 383–397.
17. Hong P., Wang C., Zhang Z. Weak point target detection in the complicated infrared background // Proc. SPIE. 2011. **8200**. 820007.
18. Dong Y.-X., Li Y., Zhang H.-B. Research on infrared dim-point target detection and tracking under sea-sky-line complex background // Proc. SPIE. 2011. **8193**. 81932J.
19. Артемьев В. М., Наумов А. О., Кохан Л. Л. Обнаружение точечных объектов на изображениях в условиях неопределенности // Информатика. 2010. № 2. С. 15–24.
20. Шакенов А. К. Алгоритмы подавления фона в задаче обнаружения точечных объектов по изображениям // Автометрия. 2014. **50**, № 4. С. 81–87.
21. Электро-Л. Планета Земля за последние сутки. URL: <http://electro.ntsomz.ru/> (дата обращения: 16.01.2017).

Поступила в редакцию 16 января 2017 г.