

УДК 621.373.826 (075.8)

РЕКОНСТРУКЦИЯ ТЕПЛОВИЗИОННОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ 3D-ОБЪЕКТА ПО НАБОРУ РАКУРСНЫХ СНИМКОВ

Л.В. ЛАБУНЕЦ, А.В. ПОПОВ

Предложена методика реконструкции тепловизионного изображения антропогенного объекта локации по относительно малому набору экспериментально измеренных ракурсных снимков. Методика основана на применении эффективных алгебраических алгоритмов вычислительной томографии. Алгоритмы обеспечивают разумный компромисс между относительно низкими вычислительными затратами цифрового моделирования входных сигналов ИК координаторов цели и адекватность модели экспериментальным изображениям.

Ключевые слова: тепловизионное изображение, томография цифровое моделирование.

Одним из перспективных направлений автоматизированного проектирования ИК систем наведения является создание поверочных комплексов цифрового моделирования входных сигналов локационных систем.

При построении цифровых моделей изображений целей и реализаций сигналов в оптическом спектральном диапазоне исходная информация нередко задана в виде набора ракурсных снимков объектов локации. В этом случае задачу синтеза изображения или расчета интегрального сигнала с любого заданного ракурса рационально сформулировать как задачу реконструкции геометрических и оптических параметров наблюдаемой цели.

Рассмотрению первого этапа посвящены работы [1, 2]. В частности, было показано [2], что задача реконструкции оптических параметров отражающего и излучающего объектов по набору ракурсных снимков сводится в общем случае к решению системы нелинейных уравнений. Ясно, что попытка решения такой системы нелинейных уравнений приведет к необходимости построения весьма сложного в вычислительном отношении алгоритма. Однако если исходить из конечной цели моделирования, связанной с синтезом изображения объекта с любого заданного ракурса, то задача реконструкции значительно упрощается. В этом случае СУЭБ достаточно просто линеаризуется и принимает вид [2]

$$a_k[n]w_1[n] + Ln(w_3[n]) + Ln(w_4[m_{kn}]) = b_k[n]; \quad (n=1, \dots, N); \quad (k=1, \dots, K), \quad (1)$$

здесь $w_1[n]$; $Ln(w_3[n])$, $(n=1, \dots, N)$ и $Ln(w_4[m])$, $(m=1, \dots, M)$ - набор $(2N+M)$ неизвестных теплофизических параметров цели; $n = n_1 + (n_2 - 1)N_1$ - лексикографический индекс (n_1, n_2) -го пикселя синтезируемого изображения размером $N_1 \times N_2$; $N = N_1 N_2$ - количество пикселей изображения; $1 \leq m_{kn} \leq M$ - номер уровня квантования индикатрисы излучения, регистрируемого для (n_1, n_2) -го элемента поверхности $\Delta S[n_1, n_2]$ объекта локации на k -м снимке; M - количество уровней квантования нормированной индикатрисы излучения [1].

Значения коэффициентов системы линейных уравнений рассчитывают по формулам [2]

$$a_k[n] = \frac{B_k^{(R)}[n]}{B_{k0}^{(E)}[n]} \quad \text{и} \quad b_k[n] = a_k[n]R_0 + Ln(B_{k0}^{(E)}[n]) \quad (2)$$

по результатам измерений яркостей $B_k[n]$ для k -го снимка цели. В указанных выше равенствах

$B_k^{(R)}[n] = \sum_{j=1}^N w_2[n, j] B_k[j]$ - суммарная яркость излучения, отраженного всеми

элементами поверхности цели в направлении (n_1, n_2) -го элемента ее поверхности при k -м измерении; $w_2[n, j]$ - вес, учитывающий геометрические условия теплообмена между (n_1, n_2) -м и (j_1, j_2) -м элементами поверхности [2], $j = j_1 + (j_2 - 1)N_1$; $B_{k0}^{(E)}[n] = B_k[n] - R_0 B_k^{(R)}[n]$ - средняя яркость (n_1, n_2) -го пикселя на k -м снимке, обусловленная собственным излучением объекта локации.

Средний полусферический коэффициент отражения цели $0 \leq R_0 \ll 1$ является параметром линеаризации СУЭБ. Переотражение оптического излучения между элементами поверхности объекта отсутствует, если $R_0 = 0$. Типичное стартовое значение $R_0 \approx 0,1$. Значение коэффициента

$$R_0 = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \frac{\delta_k[n]}{B_k^{(R)}[n]} (B_k[n] - w_3[n]w_4[m_{nk}])}{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \delta_k[n]}$$

уточняют после каждого цикла в алгоритме решения системы уравнений (1). В последнем равенстве $\delta_k[n]$ - индикаторная функция, равная единице, если (n_1, n_2) -й элемента поверхности цели не маскируется другими элементами по отношению к приемнику излучения для условий k -й съемки. В противном случае $\delta_k[n] = 0$.

В рамках задачи моделирования изображений 3D-объекта в режиме «реального времени» практический интерес представляет недоопределенная система линейных уравнений (1), в которой число неизвестных $L_2 = (2N + M)$ больше (или равно) числа уравнений $L_1 = \sum_{k=1}^K L_{1k}$.

Здесь $L_{1k} = \sum_{n=1}^N \delta_k[n]$ - количество элементов поверхности цели, не маскируемых другими элементами по отношению к приемнику излучения для условий k -й съемки.

Очевидно, что в такой ситуации система уравнений (1) может быть несовместной. Ее точное алгебраическое решение, даже если бы оно существовало, не представляет большой ценности для реконструкции вектора \vec{W} . Наибольший интерес представляет решение, удовлетворяющее принципу реализуемости [9]. Согласно этому принципу в пространстве параметров \vec{W} ищется точка (решение), минимально уклоняющаяся от всех гиперплоскостей (экспериментальных изображений), заданных уравнениями (1).

Принцип реализуемости удобно формулировать в терминах задачи квадратичного программирования, представив исходное уравнение в векторной транскрипции [10]

$$\vec{W}_{opt} = \arg \min_{\vec{W}} \|A^T \cdot \vec{W} - \vec{B}\|^2.$$

Согласно принципу реализуемости систему линейных уравнений (1) рационально заменить системой линейных неравенств (СЛН) [3, 9]

$$\left| a_k[n]w_1[n] + Ln(w_3[n]) + Ln(w_4[m_{kn}]) - b_k[n] \right| \leq \varepsilon_k[n] \\ (n = 1, \dots, N); (k = 1, \dots, K); (m_{kn} = 1, \dots, M).$$

Иными словами, в пространстве оптических параметров цели ищется точка \vec{W} , лежащая внутри ε -полос всех гиперплоскостей экспериментальных изображений объекта локации. Здесь допуск $\varepsilon_k[n] = \varepsilon |b_k[n]|$ удобно трактовать как ошибку регистрации яркости $B_k[n]$, а ε - как заданную относительную погрешность решения системы уравнений (1).

В дополнении к вектору данных \vec{B}_k введем вектор - столбец допустимых ошибок реконструкции $\vec{E}_k = \left(e_1^{(k)} \mid \dots \mid e_{L_{1k}}^{(k)} \right)^T$ длиной L_{1k} . Тогда k -му экспериментальному изображению

цели соответствует подсистема неравенств

$$A_k^T \vec{W} - \vec{B}_k - \vec{E}_k \leq 0; \quad -A_k^T \vec{W} + \vec{B}_k - \vec{E}_k \leq 0,$$

а (n_1, n_2) -му пикселю этого изображения - неравенства

$$\vec{W}^T \vec{a}_n^{(k)} - b_n^{(k)} - e_n^{(k)} \leq 0; \quad -\vec{W}^T \vec{a}_n^{(k)} + b_n^{(k)} - e_n^{(k)} \leq 0. \quad (3)$$

Объединяя подсистемы линейных неравенств в одну систему, для всех снимков $k=1, \dots, K$ окончательно получим

$$A_{\oplus}^T \cdot \vec{W} + \vec{B}_{\oplus} \leq 0, \quad (4)$$

где $A_{\oplus} = (A_1 | -A_1 | \dots | A_K | -A_K)$ - расширенная проецирующая матрица размером $L_2 \times 2L_1$;

$B_{\oplus} = -(\vec{E}_1^T + \vec{B}_1^T | \vec{E}_1^T - \vec{B}_1^T | \dots | \vec{E}_K^T + \vec{B}_K^T | \vec{E}_K^T - \vec{B}_K^T)^T$ - расширенный блочный вектор - столбец данных длиной $2L_1$.

Стандартную СЛН (4) решают методом последовательных приближений с помощью эффективного в вычислительном отношении алгоритма Качмажа [9]

$$\vec{W}[i+1] = \vec{W}[i] - \lambda \delta_j^{(k)} (\vec{W}[i]) \frac{\vec{W}^T[i] \vec{a}_n^{(k)} - d_j^{(k)}}{\|\vec{a}_n^{(k)}\|} \cdot \frac{\vec{a}_n^{(k)}}{\|\vec{a}_n^{(k)}\|}; \quad (5)$$

$$d_j^{(k)} = \begin{cases} b_n^{(k)} - e_n^{(k)}, & j = 2n - 1 \\ b_n^{(k)} + e_n^{(k)}, & j = 2n \end{cases}; \quad (n = 1, \dots, N); \quad (k = 1, \dots, K),$$

где i - номер итерации обучения вектора \vec{W} . Алгоритм (5) последовательного учета столбцов $\vec{a}_n^{(k)}$ проецирующей матрицы A имеет наглядный геометрический смысл (рис. 1).

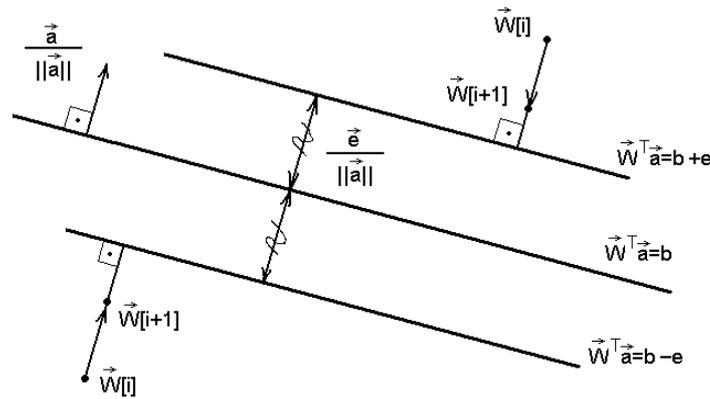


Рис. 1

В пространстве $\vec{W} \in R^{L_2}$ оптических параметров объекта локация орта $\vec{a}_n^{(k)} / \|\vec{a}_n^{(k)}\|$ задает направление коррекции вектора $\vec{W}[i]$ по положительной нормали к гиперплоскости $\vec{W}^T \vec{a}_n^{(k)} = b_n^{(k)}$ обучающего примера $\{\vec{a}_n^{(k)}; b_n^{(k)}\}$, соответствующего (n_1, n_2) -му пикселю на k -м снимке при условии, что $\delta_k[n] \neq 0$. Эта гиперплоскость является «осью» симметрии ε -полосы допустимых ошибок $\pm e_n^{(k)}$ решения СЛН для текущего примера. Скаляры

$(\vec{W}^T [i] \vec{a}_n^{(k)} - d_j^{(k)}) / \|\vec{a}_n^{(k)}\|$, $j = (2n-1), 2n$ определяют расстояния Евклида от текущей точки с радиусом вектором $\vec{W} [i]$ до границ ε -полосы в виде гиперплоскостей $\vec{W}^T \vec{a}_n^{(k)} = b_n^{(k)} - e_n^{(k)}$ и $\vec{W}^T \vec{a}_n^{(k)} = b_n^{(k)} + e_n^{(k)}$. Расстояния измеряют по нормальным к граничным гиперплоскостям. Функция ошибок

$$\delta_j^{(k)}(\vec{W}[i]) = \begin{cases} 1, & \text{если } (-1)^j (\vec{W}^T [i] \vec{a}_n^{(k)} - d_j^{(k)}) \geq 0 \\ 0, & \text{если } (-1)^j (\vec{W}^T [i] \vec{a}_n^{(k)} - d_j^{(k)}) < 0 \end{cases}$$

реализует принцип «подкрепления - наказания».

Условия сходимости алгоритма Качмажа к компромиссному решению несовместной СЛН (4) обеспечиваются за счет:

1. Введения параметра релаксации $\mu \leq \lambda \leq 2 - \mu$ [3], регулирующего скорость коррекции вектора $\vec{W} [i]$ в долях от расстояний до границ ε -полосы.

2. Снижения числа L_2 реконструируемых оптических параметров объекта локации. Их количество можно сократить за счет наличия на поверхности объекта изотермических зон, методами сегментации изображения. В результате количество степеней свободы модельного изображения цели сокращают до величины $\tilde{L}_2 = (2P + M)$ порядка нескольких десятков, что сопоставимо с количеством экспериментальных снимков K .

3. Оптимальной последовательности перебора обучающих примеров, содержащей три цикла итераций, а именно - внешний цикл по ракурсам $k = 1, \dots, K$ экспериментальных снимков цели, средний цикл по изотермическим зонам $l = 1, \dots, P$ и внутренний по пикселям $n = 1, \dots, N$ фиксированного снимка при условии, что $\delta_k [n] \neq 0$ и (n_1, n_2) -й фацет принадлежит p_l области равных температур. Альтернативный вариант состоит в случайном выборе пикселей фиксированного снимка.

4. Рационального выбора начального приближения. Хорошими начальными значениями неизвестных $w_1[l]$, $w_3[l]$, $(l = \overline{1; P})$ и $w_4[m]$, $(m = \overline{1; M})$ являются оценки, полученные в случае диффузного, серого излучателя. В этой модели $M = 1$, $w_4[m] \equiv 1$, а теплофизические параметры $w_1[l]$ и $w_3[l]$ удовлетворяют линейной СУЭБ [2]

$$B_k^{(R)} [n] w_1[l] + w_3[l] \approx B_k [n], \quad (n = 1, \dots, N); \quad (k = 1, \dots, K); \quad (l = 1, \dots, P),$$

при условии, что $\delta_k [n] \neq 0$ и (n_1, n_2) -й фацет принадлежит p_l области равных температур. Из этой системы с учетом ограничения $0 \leq w_1[l] \leq 1$ непосредственно следуют оценки для начальных значений параметров

$$w_1^{(0)} [l] = 1/2; \quad w_3^{(0)} [l] = \frac{1}{q_l} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \delta_k [n] \vartheta_l [n] (B_k [n] - B_k^{(R)} [n] / 2),$$

$$q_l = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \delta_k [n] \vartheta_l [n]; \quad (l = 1, \dots, P); \quad w_4 [m] = 1, \quad (m = 1, \dots, M).$$

Здесь $\vartheta_l [n]$ - индикаторная функция, равная единице, если (n_1, n_2) -й фацет принадлежит p_l изотермической зоне и нулю в противном случае.

Второй алгоритм ортогонального проецирования основан на решении системы двухсторонних неравенств [9, 12]

$$-e_n^{(k)} \leq \vec{W}^T \vec{a}_n^{(k)} - b_n^{(k)} \leq e_n^{(k)}; \quad (n = 1, \dots, N); \quad (k = 1, \dots, K).$$

В этом алгоритме гиперплоскость $\vec{W}^T \vec{a}_n^{(k)} = b_n^{(k)}$ каждого обучающего примера ограничена двумя зонами. Внутренняя полоса допустимых ошибок $\pm e_n^{(k)}$ имеет ширину $2e_n^{(k)} / \|\vec{a}_n^{(k)}\|$. Ширина внешней зоны в два раза больше (рис. 2).

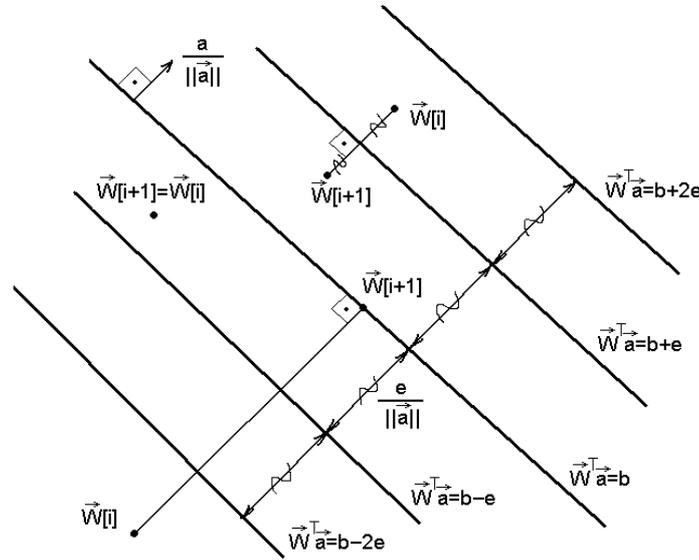


Рис. 2

Реконструкцию вектора \vec{W} оптических параметров цели выполняют по следующим правилам:

- если текущее приближение параметров лежит на внутренней полосе допустимых ошибок, то это приближение не корректируют, т. е.

$$\vec{W}[i+1] = \vec{W}[i] \quad \text{если} \quad -e_n^{(k)} \leq \vec{W}^T [i] \vec{a}_n^{(k)} - b_n^{(k)} \leq e_n^{(k)};$$

- если текущее приближение параметров лежит за пределами внутренней зоны, но на внешней полосе, это приближение корректируют с помощью зеркального отражения относительно ближайшей границы внутренней зоны, т. е.

$$\vec{W}[i+1] = \vec{W}[i] - \Delta_n^{(k)} (\vec{W}[i]) \vec{a}_n^{(k)} / \|\vec{a}_n^{(k)}\|; \tag{6}$$

$$\Delta_n^{(k)} (\vec{W}[i]) = \begin{cases} -2 \frac{D_n^{(k)} (\vec{W}[i]) + e_n^{(k)}}{\|\vec{a}_n^{(k)}\|} & \text{если } -2e_n^{(k)} < D_n^{(k)} (\vec{W}[i]) < -e_n^{(k)}, \\ 2 \frac{D_n^{(k)} (\vec{W}[i]) - e_n^{(k)}}{\|\vec{a}_n^{(k)}\|} & \text{если } e_n^{(k)} < D_n^{(k)} (\vec{W}[i]) < 2e_n^{(k)}, \end{cases}$$

где $D_n^{(k)} (\vec{W}) = \vec{W}^T \vec{a}_n^{(k)} - b_n^{(k)}$ - дискриминантная функция текущего обучающего примера $\{\vec{a}_n^{(k)}; b_n^{(k)}\}$;

- если текущее приближение параметров лежит за пределами внешней зоны удвоенных допустимых ошибок, то это приближение корректируют с помощью ортогонального проецирования (6) на гиперплоскость $\vec{W}^T \vec{a}_n^{(k)} = b_n^{(k)}$ текущего обучающего примера, т. е.

$$\Delta_n^{(k)}(\vec{W}[i]) = \begin{cases} -2 \frac{D_n^{(k)}(\vec{W}[i])}{\|\vec{a}_n^{(k)}\|} \text{ если } D_n^{(k)}(\vec{W}[i]) < -2e_n^{(k)}, \\ 2 \frac{D_n^{(k)}(\vec{W}[i])}{\|\vec{a}_n^{(k)}\|} \text{ если } D_n^{(k)}(\vec{W}[i]) > 2e_n^{(k)}. \end{cases}$$

В вычислительном эксперименте исследовались ошибки восстановления изображений танка Т-72 по относительно малому набору K его ракурсных снимков. Критерием качества являлась относительная средняя квадратичная ошибка (СКО)

$$\sigma_0 = \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N (B_R[n] - B_I[n])^2}{\sum_{n=1}^N B_I^2[n]} \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

между имитационной цифровой моделью $\{B_I[n]\}_{n=1}^N$ тепловизионного изображения цели и его реконструкцией $\{B_R[n]\}_{n=1}^N$.

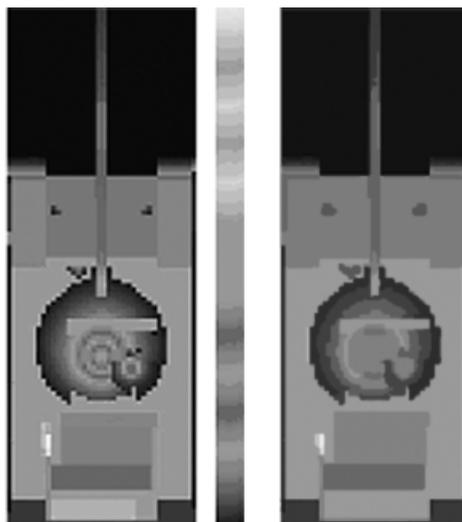
Модельные изображения $\{B_I[n]\}_{n=1}^N$ танка представляли собой решения исходной СУЭБ для заданного вектора \vec{W}_I оптических параметров объекта локации [2]. Имитационное цифровое моделирование выполнялось для ракурса $k = 0$, соответствующего виду сверху. Размер синтезированных изображений составлял $N = 200 \times 200$ пикселей с глубиной цвета – 8 бит, в оттенках серого. Спектральную и температурную зависимости степени черноты в направлении нормали $\varepsilon_{\lambda N}(T_S)$ аппроксимировали моделью Хагена – Рубенса [1] для металлической поверхности цели. Расчеты проводили для диапазона длин волн 7 – 14 мкм. Распределение температуры facets на поверхности танка задавали значениями приращений температуры в каждой из $P = 31$ -й изотермических зон по отношению к температуре внешней среды для различных режимов работы двигателя. В качестве нормированной индикатрисы степени черноты $\rho(\theta)$ анализировали диффузную и направленную модели [1].

Восстановленные изображения $\{B_R[n]\}_{n=1}^N$ танка представляли собой результат решения исходной СУЭБ для вектора \vec{W}_R оптических параметров цели, реконструированных с помощью проекционных алгоритмов Качмажа. В вычислительном эксперименте исследовались зависимости СКО (7) от вида алгоритма АРТ2 – (5) и АРТ3 – (6), формы нормированной индикатрисы степени черноты $\rho(\theta)$ и количества K ракурсных снимков. Результаты анализа сведены в табл. 1.

Таблица 1

K	Диффузная индикатриса		Направленная индикатриса	
	АРТ2	АРТ3	АРТ2	АРТ3
8	26,2	20,0	36,5	25,0
16	10,1	9,3	15,3	12,8
24	9,2	8,8	10,7	10,2
32	8,8	8,2	9,5	10,0

В качестве примера на рис. 3 представлены модельное изображение танка Т-72 (а) и изображение, восстановленное с помощью алгоритма АРТ3 (б) для направленной нормированной индикатрисы степени черноты и параметров реконструкции: $K = 16$, $M = 9$, $\varepsilon = 0,1$.

**Рис. 3**

Анализ погрешности восстановления тепловизионного изображения объекта локации по относительно небольшому набору его ракурсных снимков с помощью алгебраических алгоритмов реконструктивной вычислительной томографии позволяет сделать следующие выводы:

1. Проекционные алгоритмы Качмажа, сформулированные для линейаризованной системы уравнений энергетического баланса, реконструируют с достаточной для практики точностью оптические параметры 3D-объекта по относительно небольшому набору его ракурсных снимков.

2. Для диффузной индикатрисы коэффициента теплового излучения цели количество ракурсных снимков, необходимых для восстановления тепловизионного изображения цели с относительной погрешностью 10%, в полтора - два раза меньше, чем в случае направленной индикатрисы.

3. Проекционный алгоритм Качмажа ART2 требует порядка 10 - 15 ракурсных снимков 3D-объекта для восстановления его тепловизионного изображения на любой заданный ракурс с относительной погрешностью 10% в случае диффузной индикатрисы коэффициента теплового излучения цели и порядка 20 - 30 снимков - в случае направленной индикатрисы.

4. При прочих равных условиях проекционный алгоритм Качмажа ART3 требует на 30 - 50% меньшего количества ракурсных снимков 3D-объекта для восстановления его тепловизионного изображения, чем алгоритм ART2.

5. Объем вычислительных затрат при цифровом моделировании тепловизионного изображения 3D-объекта с помощью решения СУЭБ и реконструированных оптических параметров цели сокращается как минимум на порядок по сравнению с имитационной моделью.

ЛИТЕРАТУРА

1. Лабунец Л.В., Попов А.В. Математическое моделирование индикатрисы спектрального коэффициента направленного теплового излучения покрытий объектов локации // Вестник МГТУ им. Н. Э. Баумана, серия Приборостроение. – М.: 2009. - № 2.
2. Лабунец Л.В., Попов А.В. Математическое моделирование тепловизионного изображения 3D- объекта в ИК - координаторе цели // Вестник МГТУ им. Н. Э. Баумана, серия Приборостроение. – М.: 2010. - № 2.
3. Херман Г.Т. Восстановление изображений по проекциям. Основы реконструктивной томографии. - М.: Мир. - 1983.
4. Красовский А.А. Аппроксимация функций многих аргументов в системах цифрового моделирования // Известия академии наук СССР. Техническая кибернетика. - 1989. - № 3.
5. Лабунец Л.В. Цифровые модели изображений целей и реализаций сигналов в оптических локационных системах: учеб. пособие. – М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2007.
6. Бакут П.А., Колмогоров Г.С., Варновицкий И.Э. Сегментация изображений: Методы пороговой обработки // Применение методов сегментации изображений в автономных системах обнаружения, распознавания

и сопровождения движущихся целей (специальный выпуск) / под ред. П. А. Бакута // Зарубежная радиоэлектроника. - 1987. - № 10.

7. **Ефимов В.М., Резник А.Л.** Алгоритмы идентификации фрагментов двух изображений, инвариантные к повороту // Автометрия. - 1984. - № 5.

8. **Shapiro L.S., Zisserman A., Brady M.** Motion from point matches using affine epipolar geometry: Technical Report OUEL. - Oxford: University, 1994.

9. **Ценсор Я.** Методы реконструкции изображений, основанные на разложении в конечные ряды // ТИИЭР. - 1983. - Т. 71. - № 3.

10. **Lent A., Censor Y.** Extension of Hildreth's row-action method for quadratic programming // SIAM Journal Control and optimization. - 1980. - V. 18. - P. 444 - 454.

RESTORATION OF TELEVISION THERMAL IMAGE OF 3D OBJECT WITH SET OF FORESHORTENING SNAPSHOT

Labunets L.V., Popov A.V.

The method of restoration of television thermal image of anthropogenic location object with relatively small set of experimentally measured foreshortening snapshots. This method is based on application of effective algebraic algorithms of computational tomography. The algorithms provides reasonable compromise between relatively low computational resources of digital modeling of input signals IR target locator and model identity to experimental images.

Key words: television thermal image, tomography, digital modeling.

Сведения об авторах

Лабунец Леонид Витальевич, 1951 г.р., окончил МВТУ им. Н.Э. Баумана (1974), доктор технических наук, старший научный сотрудник, профессор кафедры автономных информационных и управляющих систем МГТУ им. Н. Э. Баумана, заведующий кафедрой информационных технологий фондового рынка РосНОУ, автор более 100 научных работ, область научных интересов - цифровое моделирование входных сигналов локационных систем, статистическое моделирование, статистическая радиотехника, теория распознавания образов, нейросетевые и нечетко-множественные методы обработки информации, экспертные системы, генетические алгоритмы.

Попов Александр Владимирович, 1984 г.р., окончил МГТУ им. Н. Э. Баумана (2007), аспирант кафедры автономных информационных и управляющих систем МГТУ им. Н. Э. Баумана, автор 3 научных работ, область научных интересов - цифровое моделирование входных сигналов локационных систем, исследование отражательных характеристик объектов, статистическая радиотехника, эффективные вычислительные алгоритмы.