

АЛГОРИТМЫ ОЦЕНИВАНИЯ АППАРАТНОЙ ФУНКЦИИ В ЗАДАЧАХ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

*Клочко В.К., д.т.н., зав. кафедрой Рязанского государственного радиотехнического университета,
e-mail: klochkovk@mail.ru;*

Кузнецов В.П., к.т.н., доцент Рязанского государственного радиотехнического университета.

ALGORITHMS FOR DEVICE FUNCTION ESTIMATION IN PROBLEMS OF IMAGES RECOVERY

Klochko V.K., Kuznetsov V.P.

Algorithms for device function estimation in problems of images recovery on the basis of radiometric supervision matrix are offered. Algorithms are based on matrix and parametrical methods. Research of algorithms is conducted by modeling method, their advantage in comparison with alternative approaches is shown.

Keywords: radiometer, passive location, device function, recovery of images, matrix method, Winer's filter.

Ключевые слова: радиометр, пассивная локация, аппаратная функция, восстановление изображений, матричный метод, фильтр Винера.

Введение

При восстановлении изображений на основе матрицы радиометрических наблюдений [1] возникает необходимость оценивания аппаратной функции (АФ), называемой также функцией рассеяния точки (ФРТ), которая описывает действие измерительного канала на входной сигнал. Измерительный канал включает в себя антенну и тракт первичной обработки – высокочастотный усилитель, квадратичный детектор и фильтр низких частот (ФНЧ). Антенна радиометра сканирует зону обзора построчно в телевизионном режиме, смещаясь по азимуту и углу места на малую величину шага дискретизации. При каждом положении антенны на выходе тракта первичной обработки фиксируется цифровой сигнал, который отражает интегральное действие поля излучения на антенну по ширине ее диаграммы направленности (ДНА). В результате сканирования формируется $M \times N$ -матрица радиометрического изображения (РИ), где числа M и N определяют размеры зоны обзора в числе элементов дискретизации. В силу размытости изображения матрица РИ подвергается дополнительной алгоритмической обработке методами восстановления изображений.

Обычно при решении задач восстановления изображений считается, что АФ известна и соответствует форме ДНА. Однако в действительности принятый полезный сигнал уже искажен действием внешних помех. При прохождении тракта первичной обработки полезный сигнал дополнительно искажается в его цепях. Все это приводит к необходимости уточнения АФ.

Цель работы – разработка и исследование алгоритмов оценивания аппаратной функции на основе матрицы РИ.

Постановка задачи

Антенна радиометра принимает излучаемое поле по ширине ДНА. Поле несет информацию об изображении

Предложены алгоритмы оценивания аппаратной функции в задачах восстановления изображений на основе матрицы радиометрических наблюдений. Алгоритмы основаны на матричном и параметрическом методах. Проведено исследование алгоритмов методом моделирования, показано их преимущество в сравнении с альтернативными подходами.

объектов наблюдения. Представим поле матрицей $X = \{x(\theta_i, \varphi_j)\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N}$ в i -х, j -х элементах дискретизации. Элементы $x(\theta_i, \varphi_j)$ матрицы X имеют смысл интенсивности излучения в i -м, j -м направлении. При построчном сканировании антенной по угломерному $M \times N$ -пространству принимаемое поле X усиливается радиометром и после первичной обработки регистрируется в виде напряжений $y(\theta_i, \varphi_j)$. Каждая i -я, j -я величина $y(\theta_i, \varphi_j)$ носит интегральный характер и подчинена модели наблюдений вида:

$$y(\theta_i, \varphi_j) = \iint_{D_{\theta, \varphi}} \alpha(\theta_1, \varphi_1) x(\theta_i - \theta_1, \varphi_j - \varphi_1) d\theta_1 d\varphi_1 + p(\theta_i, \varphi_j), \quad (1)$$

где интегрирование по области $D_{\theta, \varphi}$ ведется в угловых координатах по элементам $x(\theta, \varphi)$ поля X с весовой функцией $\alpha(\theta, \varphi)$, представляющей АФ. Под АФ понимается функция, описывающая действие ДНА, внешних помех и тракта первичной обработки на элементы поля X . Шумы аппаратуры представлены слагаемым $p(\theta_i, \varphi_j)$.

Интегральная модель (1) сводится к суммарной модели в i -х, j -х элементах дискретизации искомого поля изображения $X = \{x(i, j)\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N}$:

$$y(i, j) = c \sum_{i_1=-m}^m \sum_{j_1=-n}^n \alpha(i_1, j_1) x(i-i_1, j-j_1) + p(i, j), \quad (2)$$

$$i = \overline{m+1, M-m}, \quad j = \overline{n+1, N-n},$$

где $2m+1$ и $2n+1$ – ширина ДНА соответственно по углу места и азимуту (на уровне 0,5 мощности) в количестве элементов дискретизации; $\alpha(i, j)$ – значения АФ; s – множитель, учитывающий переход от непрерывной модели (1) к дискретной модели (2) [в дальнейшем опускается]; $p(i, j)$ – шумы аппаратуры в виде белого шума с дисперсией σ_p^2 .

Задача заключается в оценивании $\alpha(i, j)$ по наблюдениям (1) при наличии или отсутствии информации относительно $X = \{x(i, j)\}$.

Решение этой задачи непосредственно связано с моделью (2), применяемой при восстановлении изображений [2]. Для решения задачи предлагаются алгоритмы, основанные на матричном и параметрическом методах.

Алгоритм оценивания АФ матричным методом при известной матрице X

Модель наблюдений (2) представим в векторно-матричной форме:

$$\bar{y} = X_1 \bar{a} + \bar{p}, \quad (3)$$

где \bar{y} – $(M-2m)(N-2n)$ -вектор-столбец измерений $y(i, j)$, считанных построчно из матрицы $Y = \{y(i, j)\}$; X_1 – $(M-2m)(N-2n) \times (2m+1)(2n+1)$ -матрица элементов $x(i, j)$, расположенных в соответствии с (2); \bar{a} – $(2m+1)(2n+1)$ -вектор-столбец искомых значений АФ $\alpha(i, j)$, записанных построчно; \bar{p} – $(M-2m)(N-2n)$ -вектор-столбец помех $p(i, j)$.

Ниже показана программа записи вектора \bar{y} и пере-записи элементов $x(i, j)$ из матрицы X в матрицу X_1 на языке Matlab:

```
i=0;
for i1=m+1:M-m
    j0=0;
    for j1=n+1:N-n
        j0=j0+1; j=j0; i=i+1;
        y(i,1)=Y(i1,j1);
        for i2=i1-m:i1+m
            for j2=j0:j0+2*n
                j=j+1; X1(i,j)=X(i2,j2); (4)
            end %j2
        end %i2
    end %j1
end %i1
```

Из (3) по критерию минимума квадрата нормы

$$J = \|\bar{y} - X_1 \bar{a}\|^2 = (\bar{y} - X_1 \bar{a})^T (\bar{y} - X_1 \bar{a}),$$

где T – символ транспонирования, то есть методом наименьших квадратов (МНК) находим оптимальную оценку вектора \bar{a} относительно \bar{y} и X_1 с помощью обратной матрицы:

$$\partial J / \partial \bar{a} = -2(\bar{y} - X_1 \bar{a})^T X_1 = 0^T, \quad (5)$$

$$X_1^T (\bar{y} - X_1 \bar{a}) = 0 \Rightarrow \bar{a} = (X_1^T X_1)^{-1} X_1^T \bar{y} = X_1^+ \cdot \bar{y}.$$

Для устойчивого обращения матрицы в (5) вводится параметр регуляризации $\delta > 0$: $(X_1^T X_1 + \delta E)^{-1}$, где E –

единичная матрица. Матрица X_1^+ в (5) является псевдообратной для X_1 и может быть найдена также сингулярным разложением матрицы X_1 , например, в среде Matlab: $X_1^+ = pinv(X_1, \delta)$.

Алгоритм оценивания аппаратной функции $\alpha(i, j)$ следующий:

1. Известная матрица $X = \{x(i, j)\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N}$ наблюдаемого изображения представляется в форме матрицы X_1 с помощью программы (4).

2. При сканировании поля изображения X по пространству $i = \overline{m+1, M-m}$, $j = \overline{n+1, N-n}$ получается матрица Y , которая переписывается в вектор \bar{y} .

3. По формуле (5) вычисляется оптимальный вектор \bar{a} , элементы которого переписываются в массив оценок АФ $A = \{\alpha(i, j)\}$ построчно.

4. Найденные оценки $\alpha(i, j)$ используются в алгоритмах восстановления изображений объектов.

Недостатками алгоритма являются необходимость иметь изображение X , а также большой размер обращаемой матрицы $(X_1^T X_1)^{-1}$. Достоинством – оптимальность в смысле заложенного в его основу критерия, а также независимость оценок АФ от вида изображения X .

Модификация алгоритма матричного метода

Для уменьшения размерности обращаемой матрицы предлагается следующая модификация матричного метода. Искомый вектор \bar{a} в (5) представим в виде:

$$\bar{a} = H \cdot \bar{b}, \quad (6)$$

где \bar{b} – $(n+1)$ – вектор, элементы которого $b(j) = \alpha(0, j)$, $j = 0, 1, \dots, n$ дают значения АФ в ее центральном сечении вдоль оси j ; H – $(2m+1)(2n+1) \times (n+1)$ -матрица, формируемая заранее следующим образом:

1. Для круговой ДНА ($m = n$) функция $b(j)$ дискретной переменной j представляется как функция непрерывной переменной ρ , где ρ имеет смысл удаления от центра АФ: $b(\rho)$, $\rho \in [0, n]$. Вращением функции $b(\rho)$, $\rho \in [0, n]$ вокруг оси ДНА образуется поверхность круговой АФ.

2. Для каждого i -го, j -го элемента матрицы АФ $A = \{\alpha(i, j)\}$, $i = \overline{1, 2m+1}$, $j = \overline{1, 2n+1}$ вычисляется его расстояние R от центра АФ: $R = \sqrt{(i-m-1)^2 + (j-n-1)^2}$, и находится промежуток $[k_1, k_2)$ на $[0, n]$, в который попадает R : $R \in [k_1, k_2) \subset [0, n]$.

3. В случае некруговой АФ ($m \neq n$) расстояние R вычисляется с учетом масштабного множителя n/m по формуле:

$$R = \sqrt{(i-m-1)^2 (n/m)^2 + (j-n-1)^2}.$$

4. Элементы пропорции $k_2 - R$ и $R - k_1$ запоминают-

ся в i -й строке предварительно обнуленной матрицы H и ее $(k_1 + 1)$ -м и $(k_1 + 2)$ -м столбцах. Если $R = n$, то в $(n+1)$ -м столбце запоминается 1.

Запомненные таким образом в матрице H пропорции позволяют определить вектор \bar{a} значений АФ с помощью вектора \bar{b} по формуле (6).

Для нахождения вектора \bar{b} подставляем (6) в (5):

$$\begin{aligned} \bar{y} &= X_1 H \bar{b} + p = X_2 \bar{b} + \bar{p}, \quad X_2 = X_1 H, \\ \text{и с помощью псевдообратной матрицы} \\ X_2^+ &= (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T \text{ находим оценку:} \\ \bar{b} &= X_2^+ \bar{y}, \end{aligned} \quad (7)$$

причем обращаемая матрица $(X_2^T X_2)$ невырожденная и имеет размер $(2n+1)(2n+1)$, что значительно меньше размера $(2m+1)(2n+1)(2m+1)(2n+1)$ матрицы $(X_1^T X_1)$ в (5).

Ниже показан пример формирования матрицы H на языке Matlab:

```
H=zeros((2*m+1)*(2*n+1),n+1);
ii=0;
for i=1:2*m+1
    for j=1:2*n+1
        ii=ii+1;
        R=sqrt((i-m-1)^2*(n/m)^2+(j-n-1)^2);
        for k=1:n+1
            if R>=k-1 & R<k
                H(ii,k)=k-R; if k<=n H(ii,k+1)=R-k+1;
            end
        end %if R%
    end %k%
end %j%
end %i%
```

Модифицированный алгоритм оценивания АФ отличается следующим:

1. Заранее вычисляется матрица H с помощью программы (8).

2. На основе известной матрицы X с помощью программы (4) вычисляется матрица X_1 и находится матрица $X_2 = X_1 H$.

3. Вычисляется матрица $X_2^+ = (X_2^T X_2)^{-1} X_2^T$.

4. Умножением X_2^+ слева на вектор наблюдений \bar{y} по формуле (7) находится оценка $\bar{b} = X_2^+ \bar{y}$ вектора сечения АФ.

5. По формуле (6) вычисляется оценка вектора \bar{a} : $\bar{a} = H \cdot \bar{b}$, элементы которого построчно заполняют матрицу оценок АФ $A = \{\alpha(i, j)\}$.

Преимущество модификации (кроме понижения размерности обращаемой матрицы) заключается также в том, что число $n+1$ оцениваемых параметров вектора \bar{b} меньше числа $(2m+1)(2n+1)$ оцениваемых параметров вектора \bar{a} , что должно привести к повышению точности оценок АФ.

Алгоритм оценивания АФ параметрическим методом при неизвестной матрице X

Метод оценивания основан на параметрическом описании АФ [3]. Модель измерений (2) запишем в век-

торно-матричной форме вида:

$$\bar{y} = A \bar{x} + \bar{p}, \quad (9)$$

где \bar{y} – $(M-2m)(N-2n)$ -вектор-столбец элементов матрицы Y , переписанных построчно; \bar{x} – MN -вектор-столбец элементов матрицы X , записанных построчно; \bar{p} – $(M-2m)(N-2n)$ -вектор-столбец помех; A – $(M-2m)(N-2n) \times MN$ -матрица значений АФ $\alpha(i, j)$, заполненная по определенному правилу [4].

Примером АФ может быть экспоненциальная зависимость вида:

$$\alpha(i, j) = \exp\{-\mu(i^2 + j^2)\}, \quad (10)$$

где оцениванию подлежит параметр μ .

Удобным критерием при подборе параметров АФ является минимум квадрата нормы:

$$J = \|\bar{y} - A \bar{x}\|^2 = (\bar{y} - A \bar{x})^T (\bar{y} - A \bar{x}). \quad (11)$$

Подобно (5) из (11) находим оптимальную МНК-оценку вектора \bar{x} :

$$\begin{aligned} \partial J / \partial \bar{x} &= -2(\bar{y} - A \bar{x})^T A = 0^T, \quad A^T (\bar{y} - A \bar{x}) = 0 \Rightarrow \\ \Rightarrow \bar{x} &= W \cdot \bar{y}, \quad W = (A^T A + \delta E)^{-1} A^T. \end{aligned} \quad (12)$$

Алгоритм оценивания АФ применительно к (10) – (12) следующий:

1. На каждом k -м шаге итераций ($k = \overline{1, K}$, K – число итераций) для фиксированного вектора наблюдений \bar{y} выполняются следующие операции:

2. Задается текущее значение μ_k параметра μ для АФ (10) и заполняется матрица A_k значениями функции $\alpha_k(i, j)$, зависящей от μ_k .

3. Вычисляется k -й вектор оценок изображения в соответствии с (12):

$$\bar{x}_k = W_k \cdot \bar{y}, \quad W_k = (A_k^T A_k + \delta E)^{-1} A_k^T.$$

4. Вычисляется k -е значение показателя (11):

$$J_k = (\bar{y} - A_k \bar{x}_k)^T (\bar{y} - A_k \bar{x}_k). \quad (13)$$

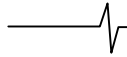
5. Строится улучшающая последовательность $\{\mu_k\}$, $k = \overline{1, K}$ значений параметра μ и соответствующая ей последовательность оценок $\{\bar{x}_k\}$, приводящая к уменьшению показателя J_k .

6. Этот процесс контролируется человеком-оператором, отдающим большее предпочтение узнаваемости (четкости) изображения объекта.

Недостатком алгоритма является большое число вычислительных операций при итерациях и большая память для заполнения матрицы A . Достоинством – одновременная оценка АФ и восстановление искомого изображения.

Чтобы избежать трудностей с обращением матрицы в (12) запишем показатель (13) в развернутом виде:

$$\begin{aligned} J_k &= \sum_{i=m+1}^{M-m} \sum_{j=n+1}^{N-n} (y(i, j) - \alpha_k(i, j) \otimes x_k(i, j))^2 = \\ &= \sum_i \sum_j (y(i, j) - y_k(i, j))^2, \end{aligned} \quad (14)$$



где $y_k(i, j)$ обозначает свертку \otimes функции $\alpha_k(i, j)$ и оценок изображения $x_k(i, j)$, полученных на k -м шаге:

$$y_k(i, j) = \alpha_k(i, j) \otimes x_k(i, j) = \sum_{i_1=-m}^m \sum_{j_1=-n}^n \alpha_k(i_1, j_1) x_k(i-i_1, j-j_1), \quad (15)$$

которую удобно находить в области пространственных частот.

Алгоритм оценивания АФ применительно к (14), (15) следующий:

1. Предварительно элементы матрицы $Y = \{y(i, j)\}$, расположенные по периметру поля X , заполняются нулями: $y(i, j) = 0$, $i = \overline{1, m}$, $i = \overline{M-m+1, M}$, $j = \overline{1, n}$, $i = \overline{N-n+1, N}$. В результате в процессе наблюдений (2) формируется матрица $Y = \{y(i, j)\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N}$ такого же размера, как матрица X .

Находится прямое двумерное дискретное преобразование Фурье (ДПФ) матрицы Y :

$$y_f(i, j) = F_2\{y(i, j)\}, \quad i = \overline{1, M}, \quad j = \overline{1, N},$$

где F_2 – символ двумерного ДПФ.

2. На каждом k -м шаге итераций ($k = \overline{1, K}$) для фиксированного спектра наблюдений $y_f(i, j)$ выполняются следующие операции для всех значений $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N}$:

3. Заполняется $M \times N$ -матрица $A = \{a_k(i, j)\}$ значений АФ $\alpha_k(i, j)$ по определенному правилу [5] с учетом пространственного периодического продолжения функции $\alpha_k(i, j)$, зависящей от параметра μ_k . Ниже показан пример заполнения матрицы A_k коэффициентами $alfa(i, j) = \alpha_k(i-m-1, j-n-1)$, $i = \overline{1, 2m+1}$, $j = \overline{1, 2n+1}$ на языке Matlab:

```
% Первый угол A:      % Второй угол A:
for i1=1:m+1          for i1=1:m+1
    for j1=1:n+1      for j1=1:n
        i1=i+m; j1=j+n;   i1=i+m; j=N-n+j1;
        A(i, j)=alfa(i1, j1);
    end %j1
end %j
end %i
% Третий угол A:      % Четвертый угол A:
for i1=1:m            for i1=1:m
    for j1=1:n+1      for j1=1:n
        i=M-m+i1; j1=j+n; i=M-m+i1; j=N-n+j1;
        A(i, j)=alfa(i1, j1); A(i, j)=alfa(i1, j1);
    end %j1
end %j
end %i1              end %i1
```

4. Находится ДПФ $a_{f,k}(i, j) = F_2\{a_k(i, j)\}$ элементов матрицы A , например, в среде Matlab: $A_{f,k} = \text{fft2}(A)$, где

$A_{f,k} = \{a_{f,k}(i, j)\}$ – $M \times N$ -матрица, и вычисляется оптимальная (в смысле минимума дисперсии ошибки восстановления) передаточная функция фильтра Винера $h_{f,k}(i, j)$, зависящая от $a_{f,k}(i, j)$:

$$h_{f,k}(i, j) = a_{f,k}^*(i, j) / (|a_{f,k}(i, j)|^2 + c_1(i, j)), \quad (16)$$

где $a_{f,k}^*(i, j)$ – сопряженная комплексная величина;

$c_1(i, j) = s_p(i, j) / s_X(i, j)$ – заранее вычисленное отношение спектральных плотностей соответственно шумового поля P и искомого поля X , которое практически заменяется на $c_2(i, j) = c \cdot \sigma_p^2 / |y_f(i, j)|^2$, коэффициент c подбирается эмпирически.

5. Вычисляются k -е оценки $x_{f,k}(i, j)$ и свертка $y_{f,k}(i, j)$ формулы (15) в частотной области при фиксированных наблюдениях $y_f(i, j)$ как произведения:

$$x_{f,k}(i, j) = h_{f,k}(i, j) \cdot y_f(i, j),$$

$$y_{f,k}(i, j) = a_{f,k}(i, j) \cdot x_{f,k}(i, j).$$

6. Найденная свертка $y_{f,k}(i, j)$ переводится в пространственную область с помощью обратного двумерного ДПФ F_2^{-1} (например, оператором `ifft2`):

$$y_k(i, j) = F_2^{-1}\{y_{f,k}(i, j)\}, \quad i = \overline{1, M}, \quad j = \overline{1, N}.$$

7. Вычисляется k -е значение показателя J_k в соответствии с (14) и строится улучшающая последовательность $\{\mu_k\}$, $k = \overline{1, K}$, приводящая к уменьшению значения показателя J_k .

Альтернативные методы оценивания АФ

Наиболее простым из альтернативных подходов является метод дельта-функции, основанный на свойстве свертки: свертка АФ с дельта-функцией дает значения АФ [2]. Для дискретной модели (2) роль дельта-функции играет символ Кронекера: $k(i-i_1, j-j_1) = 1$, $i = i_1, j = j_1$ и $k(i-i_1, j-j_1) = 0$, $i \neq i_1, j \neq j_1$. Для реализации метода необходим точечный источник излучения с повышенным радиометрическим контрастом, создающий поле $x(i, j) = \mu \cdot k(i-i_0, j-j_0)$, где μ – интенсивность излучения ($\mu \gg \sigma_p$). Сканирование точечного источника дает изображение АФ в составе матрицы РИ, причем для повышения контраста из полученного изображения вычитается изображение фона без точечного источника. Однако в реальности трудно найти точечный источник излучения и организовать его наблюдение в матрице РИ.

В [6] дается описание итерационного метода поиска АФ (ФРТ) по известному эталонному изображению объекта, представляющего модификацию метода Люси-Ричардсона восстановления изображения. Метод основан на замене местами АФ и искомого изображения в формуле восстановления. Практика работы с этим методом показывает ограниченность его применения: метод работоспособен при заранее выбранном фрагменте изображения, что в реальности трудно осуществить. При работе по всему полю изображения X происходят сбои. Аналогичные результаты показывают итерационные методы, предложенные в [7], при их модификации для поиска АФ. В [8] предлагается метод восстановления изображений при неточно заданной АФ, однако решение видится с помощью локального применения простран-

ственных фильтров, которые могут исказить контур изображения.

Экспериментальное исследование методов оценивания АФ

Исследование проводилось моделированием работы алгоритмов, разработанных в соответствии с рассмотренными, а также альтернативными методами оценивания АФ. Условия моделирования: в составе матрицы X задавалось изображение объекта различной формы и при разном его положении; ширина круговой ДНА $(2m+1) \times (2n+1) = 7 \times 7$. АФ задавалась в соответствии с (10) для $\mu = 0.3$. Найденные алгоритмами оценки АФ сравнивались с моделируемой АФ. В табл. 1 даны оценки среднеквадратического отклонения (СКО) ошибки оценивания АФ, полученные для алгоритма матричного метода в зависимости от размеров объекта наблюдения (в количестве пикселей $L \times L$) и отношения сигнал-шум ($C-III$).

Альтернативный алгоритм, основанный на методе дельта-функции в аналогичных условиях моделирования показал СКО от 0,310 до 0,330.

В табл. 2 представлены данные, полученные в аналогичных условиях для алгоритма матричного метода с учетом его модификации (6), (7).

Видно, что предложенная модификация существенно понижает ошибку оценивания АФ за счет уменьшения числа оцениваемых параметров с $(2m+1)(2n+1)$ до $n+1$.

Параметрический метод оценивания АФ реализовывался с применением восстанавливающего фильтра Винера и оказался более чувствительным к уровню шума, чем матричный метод. В табл. 3 показано усредненное значение показателя $\sqrt{J_K / (MN)}$, где J_K определен в (14) на последней K -й итерации, в зависимости от параметра μ АФ (10) при разном отношении сигнал-шум $20 \lg(U / \sigma_p)$, $U = 5$.

Оптимальное значение $\mu = 0,3$ в смысле минимума квадратичного показателя J_K проявлялось при большом отношении $C-III$. С уменьшением $C-III$ минимум показателя смещался, и выбор правильного значения параметра μ осуществлялся визуально по четкости восстанавливаемого изображения

Таблица 1.

C-III	10			20			30		
$L \times L$	1x1	5x5	9x9	1x1	5x5	9x9	1x1	5x5	9x9
СКО	0,215	0,209	0,192	0,092	0,089	0,079	0,031	0,030	0,029

Таблица 2.

C-III	10			20			30		
$L \times L$	1x1	5x5	9x9	1x1	5x5	9x9	1x1	5x5	9x9
СКО	0,107	0,055	0,044	0,042	0,023	0,023	0,018	0,017	0,016

Таблица 3

μ	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5
C-III=50	3,57	1,39	0,74	1,68	3,07
C-III=30	3,61	2,20	2,25	3,07	3,94

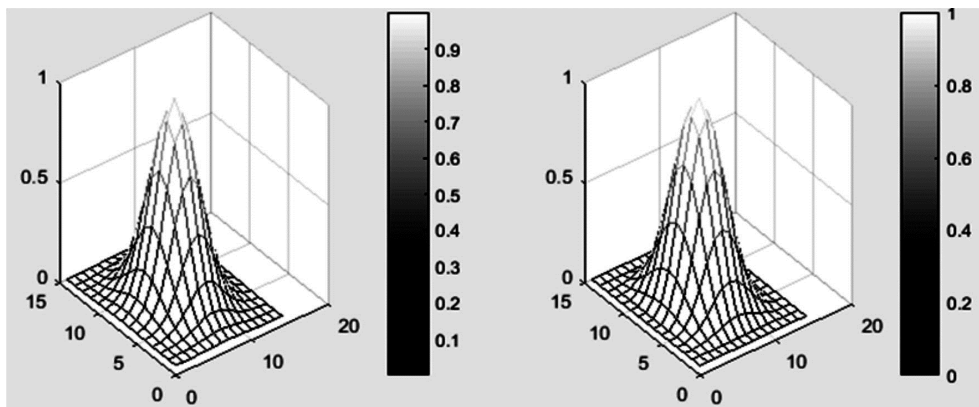


Рис. 1. Аппаратная функция и ее оценка

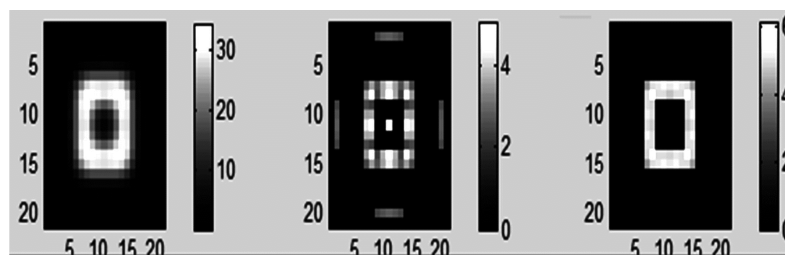



Рис. 2. Восстановление изображения при выборе параметра АФ



На рис. 1 слева направо показаны: моделируемая АФ при $m \times n = 15 \times 15$, $\mu = 0,1$, $C-III = 50$ и оценка АФ, найденная алгоритмом матричного метода.

На рис. 2 слева направо показаны: моделируемая матрица Y при $m \times n = 7 \times 7$, $\mu = 0,3$, $C-III = 50$, матрица X восстановленного изображения объекта в виде рамки при $\mu = 0,2$ и матрица X восстановленного изображения объекта при оптимальном параметре $\mu = 0,3$.

Заключение

Наибольшую точность оценивания АФ показал модифицированный алгоритм, основанный на матричном методе и отвечающий критерию оптимальности. Вместе с тем применение этого алгоритма требует знания эталонного изображения, что в реальных условиях не всегда осуществимо. Более реалистичным представляется алгоритм, основанный на параметрическом методе, в котором начальное описание АФ дается на основе ДНА, характеристика которой обычно известна. Однако автоматизация подбора параметров АФ в процессе восстановления изображения затруднена при малом отношении сигнал-шум и требует участия человека-оператора.

Предложенные алгоритмы могут найти применение в существующих радиометрических системах микроволнового диапазона [9], а также в оптических системах инфракрасного диапазона, предназначенных для обнаружения и распознавания объектов по их восстановленному изображению.

Литература

1. Шарков Е.А. Радиотепловое дистанционное зондирование Земли: физические основы: в 2 т. / Т. 1. М.: ИКИ РАН, 2014. – 544 с.
2. Василенко Г.И., Тараторин А.М. Восстановление изображений. М.: Радио и связь, 1986. – 304 с.
3. Ключко В.К. Восстановление изображений объектов в условиях атмосферных искажений // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. № 33. 2010. – С. 24-28.
4. Ключко В.К. Математические методы восстановления и обработки изображений в радиотеплооптоэлектронных системах. Рязань: РГРТУ, 2009. – 228 с.
5. Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB. М.: Техносфера, 2006. – 616 с.
6. Конюхов А.Л., Костевич А.Г., Курячий М.И. Определение функции рассеяния точки по характерным фрагментам изображений // Журнал «Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники» № 2 (26), часть 1, 2012. – С. 116-120.
7. Пирогов Ю.А., Тимановский А.Л. Сверхразрешение в системах пассивного радиовидения миллиметрового диапазона / Радиотехника, 2006. № 3. – С. 14-19.
8. Воскобойников Ю.Е. Комбинированный нелинейный алгоритм восстановления контрастных изображений при неточно заданной аппаратной функции // Автометрия. 2007. № 6. – С. 3-16.
9. Пассивная радиолокация: методы обнаружения объектов / Под ред. Р.П. Быстрова и А.В. Соколова. М.: Радиотехника. 2008. – 320 с.