

УДК 621.376.3

**ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА ПЕРЕХОДНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК  
3D ОБЪЕКТОВ В ОДНОПОЗИЦИОННОЙ СИСТЕМЕ  
ОПТИЧЕСКОЙ ЛОКАЦИИ.**

**Л. В. Лабунец**

Представлена методика статистической обработки результатов цифрового имитационного моделирования переходных характеристик 3D объектов в однопозиционных системах оптической локации. На основе сочетания метода главных компонент с релаксационными алгоритмами решения систем линейных неравенств получено эффективное решение задач построения признакового пространства малой размерности для классификации целей, сжатия данных и компактного хранения признаков в базе данных, а также построения статистических моделей реального времени профилей отраженных импульсов.

**ВВЕДЕНИЕ.**

Практическая значимость имитационных цифровых моделей определяется, в первую очередь, возможностью получения в ходе вычислительного эксперимента обширного статистического материала относительно изображений объекта локации, его эффективной площади рассеяния (ЭПР) и переходной характеристики (ПХ), а также реализаций сигналов в оптико-электронных системах различного назначения. Такого рода информация является надежной основой для построения статистических моделей реального времени перечисленных выше характеристик заметности целей.

Представленная в работе [1] методика цифрового моделирования ПХ построена по принципу цифровой имитации физических процессов отражения оптического излучения объектом локации. Математическое описание сложной пространственной конфигурации цели и фотометрических характеристик отра-

жения зондирующего излучения покрытием ее конструкционного материала воспроизводит в вычислительном эксперименте условия натуральных измерений. В этом смысле данная цифровая модель является эталонной, и то есть не является по определению моделью реального времени, так как предполагает значительные вычислительные затраты. С другой стороны, возможность получения на ее основе оценок статистических свойств ПХ позволяет решить такие важные в практических приложениях задачи, как сжатие данных и моделирование в режиме реального времени временного профиля отраженных импульсов, а также построение информативного признакового пространства малой размерности для классификации целей. Широко распространенный подход к решению сформулированных задач связан с применением метода главных компонент (преобразования Карунена - Лоева).

## 1. СТАТИСТИКИ ПЕРЕХОДНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ОБЪЕКТА.

Обычно ориентация цели относительно направления её облучения является случайной. Поскольку нормированная ПХ  $h(\tau|\alpha,\beta)$  [1] зависит от случайных углов  $\alpha$  и  $\beta$ , определяющих ракурс объекта, то она также будет случайной функцией времени. Аналогично ЭПР  $A(\alpha,\beta)$  и размер цели  $T(\alpha,\beta)$  будут случайными величинами. Статистические свойства перечисленных характеристик важны при решении широкого круга задач моделирования, заметности и классификации целей. Их исследование удобно проводить методами теории функций случайных аргументов. С учётом правила статистического усреднения функции  $h(\tau|\alpha,\beta)$ , нормированная ПХ, усредненная по всем ракурсам объекта, и ее автокорреляционная функция определяются соотношениями:

$$\mathbb{R}(\tau) = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} h(\tau|\alpha,\beta) W_2(\alpha,\beta) d\alpha d\beta; \quad (1)$$

$$\mathbb{R}(\tau_1, \tau_2) = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} h(\tau_1|\alpha,\beta) h(\tau_2|\alpha,\beta) W_2(\alpha,\beta) d\alpha d\beta, \quad (2)$$

где  $W_2(\alpha, \beta)$  - совместная плотность распределения вероятностей (ПВ) случайных величин  $\alpha$  и  $\beta$ . Статистическое усреднение функций  $A(\alpha, \beta)$  и  $T(\alpha, \beta)$ , по ракурсам объекта дает начальные моменты распределений ЭПР и размера цели соответственно:

$$m_{K_A} = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} A^K(\alpha, \beta) W_2(\alpha, \beta) d\alpha d\beta; \quad m_{K_T} = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} T^K(\alpha, \beta) W_2(\alpha, \beta) d\alpha d\beta. \quad (3)$$

На практике довольно сложно определить закон распределения углов  $\alpha$  и  $\beta$  для конкретных типов объектов. Поэтому, как правило, полагают, что все направления облучения цели равновероятны. В этом случае совместная ПВ случайных величин  $\alpha$  и  $\beta$  будет равна  $W_2(\alpha, \beta) = \sin(\beta + \pi/2)/(4\pi)$ . Наибольший практический интерес представляют первые четыре момента распределения, по которым рассчитывают математическое ожидание, среднее квадратичное отклонение, коэффициенты асимметрии и эксцесса:

$$\begin{cases} m_A = m_{1A}; \gamma_{4A} = -3 + (m_{4A} - 4m_{1A} \cdot m_{3A} + 6m_{1A}^2 \cdot m_{2A} - 3m_{1A}^4)/\sigma_A^4; \\ \sigma_A = \sqrt{m_{2A} - m_{1A}^2}; \gamma_{3A} = (m_{3A} - 3m_{1A} \cdot m_{2A} + 2m_{1A}^3)/\sigma_A^3 \end{cases}. \quad (4)$$

Аналогичные выражения нетрудно получить для статистических моментов пространственной диаграммы размера объекта  $T(\alpha, \beta)$ .

Для расчета статистических свойств ПХ численным интегрированием соответствующего выражения удобно использовать адаптивный кубатурный алгоритм, принципы организации которого были описаны в работе [1]. Поскольку  $\tilde{h}(t|\alpha, \beta)$  вычисляется путём двукратного интегрирования по координатам  $(y, z)$  картинной плоскости, то статистические оценки фактически рассчитываются четырёхкратным интегрированием в гиперкубе по координатам  $(y, z, \alpha, \beta)$ . Эффективными методами вычисления многократных интегралов являются оценки статистических испытаний. Однако их применение требует расчёта параметров геометрической модели в каждой точке гиперкуба  $(y, z, \alpha, \beta)$ . Это приводит к потере эффективности, тогда как при последовательном применении кубатурных формул параметры геометрической модели необходимо пересчитывать только

при интегрировании по углам  $\alpha, \beta$ . Кроме того, последовательное применение кубатурных формул позволяет получить фиксированные сечения пространственных диаграмм ЭПР и размеров объекта одновременно с вычислением их статистических характеристик. Поэтому расчёт начальных моментов ЭПР и размеров объекта рационально выполнять с помощью последовательного применения двух адаптивных кубатурных подпрограмм.

При интегрировании по  $\alpha, \beta$  сетку по ракурсным углам целесообразно формировать для подынтегральной функции, соответствующей четвёртой степени ЭПР, как наиболее подробную по отношению к остальным начальным моментам.

Важное преимущество предложенного подхода к оценке статистических характеристик ЭПР и размеров объекта состоит также в следующем. Последовательное применение кубатурных формул позволяет получить состоятельные выборки значений пространственных диаграмм  $A(\alpha, \beta)$  и  $T(\alpha, \beta)$  и по ним оценить гистограммы соответствующих случайных величин. Разбивая диапазон значений ЭПР на интервалы, можно приближённо рассчитать значения плотности вероятности ЭПР в каждом интервале как отношение  $P\{a_i \leq A < a_i + \Delta a_i\} / \Delta a_i$ , где  $\Delta a_i$  - размер  $i$ -ого интервала. Вероятность попадания значений ЭПР в  $i$ -ый сферический слой ее диаграммы определяется интегралом

$$P\{a_i \leq A < a_i + \Delta a_i\} = P_i = \iint_{(D_i)} W_2(\alpha, \beta) d\alpha d\beta \quad (5)$$

по множеству  $D_i$  направлений  $(\alpha, \beta)$  на источник, для которых ЭПР удовлетворяет условию  $a_i \leq A(\alpha, \beta) < a_i + \Delta a_i$ . Чем меньше размер интервала  $\Delta a_i$ , тем точнее оцениваются значения плотности вероятности ЭПР и тем более подробную сетку необходимо формировать при интегрировании в выражении (5) по много-связной области  $D_i$ .

Расчёт значений  $A(\alpha, \beta)$  требует значительных вычислительных затрат. Поэтому для оценки плотности вероятности ЭПР по формуле (5) целесообразно использовать значения  $A(\alpha, \beta)$ , полученные при вычислении начальных моментов  $m_{kA}$ . При этом определение областей интегрирования  $D_i$  (соответствующих разрядным интервалам ЭПР) и интегрирование по ним рационально выполнять с мелким шагом для функции  $\mathfrak{K}(\alpha, \beta)$ . Последняя представляет собой результат интерполяции значений ЭПР в узлах адаптивной сетки интегрирования, сформированной ранее кубатурным алгоритмом. Интерполяционные коэффициенты

$$\mathfrak{K}(\alpha, \beta) = g_{22}\alpha^2\beta^2 + g_{21}\alpha^2\beta + g_{12}\alpha\beta^2 + g_{20}\alpha^2 + g_{11}\alpha\beta + g_{02}\beta^2 + g_{10}\alpha + g_{01}\beta + g_{00}$$

определяются кубатурной формулой Симпсона на элементарной области размером  $\Delta_\alpha \times \Delta_\beta$ :

$$g_{22} = 4\{A^{(-1,-1)} - 2A^{(-1,0)} + A^{(-1,1)} - 2A^{(0,-1)} + 4A^{(0,0)} - 2A^{(0,1)} + A^{(1,-1)} - 2A^{(1,0)} + A^{(1,1)}\}/\{\Delta_\alpha^2\Delta_\beta^2\}$$

$$g_{21} = 2\{A^{(-1,1)} + 2A^{(0,-1)} - 2A^{(0,1)} - A^{(1,-1)} - A^{(-1,-1)} + A^{(1,1)}\}/\{\Delta_\alpha^2\Delta_\beta\};$$

$$g_{12} = 2\{-A^{(-1,-1)} + 2A^{(-1,0)} - A^{(-1,1)} + A^{(1,-1)} - 2A^{(1,0)} + A^{(1,1)}\}/\{\Delta_\alpha\Delta_\beta^2\};$$

$$g_{20} = 2\{A^{(-1,0)} + A^{(1,0)} - 2A^{(0,0)}\}/\Delta_\alpha^2; \quad g_{02} = 2\{A^{(0,-1)} + A^{(0,1)} - 2A^{(0,0)}\}/\Delta_\beta^2;$$

$$g_{11} = \{A^{(-1,-1)} - A^{(-1,1)} - A^{(1,-1)} + A^{(1,1)}\}/\{\Delta_\alpha\Delta_\beta\};$$

$$g_{10} = \{A^{(1,0)} - A^{(-1,0)}\}/\Delta_\alpha; \quad g_{01} = \{A^{(0,1)} - A^{(0,-1)}\}/\Delta_\beta; \quad g_{00} = A^{(0,0)},$$

где  $A^{(i,j)}$  соответствует значению  $A(\alpha, \beta)$  в узле с координатами  $\alpha^{(i)} = \alpha^{(0)} + i\Delta_\alpha/2$ ,  $\beta^{(j)} = \beta^{(0)} + j\Delta_\beta/2$  относительно центральной точки  $\alpha^{(0)}$ ,  $\beta^{(0)}$  элементарной ячейки интегрирования.

## 2. МЕТОД ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ.

Пусть  $\mathbf{K}(\alpha, \beta)$  -  $N$  - мерный вектор-столбец отсчетов нормированной ПХ объекта с фиксированного ракурса  $(\alpha, \beta)$ :  $\mathbf{K}(\alpha, \beta) = \{h_1, \dots, h_N\}^T$ ;  $h_n = h(n\Delta\tau | \alpha, \beta)$ , ( $n = 1, \dots, N$ ). Ее усреднение по ракурсам в соответствии с (2) дает автокорреля-

ционную матрицу размерности  $N \times N$ :  $R = \|r_{ij}\|$ ;  $r_{ij} = \mathbb{R}(i\Delta\tau, j\Delta\tau)$ ; ( $i=1, \dots, N$ ;  $j=1, \dots, N$ ), где  $\Delta\tau$  - шаг дискретизации по времени. Наилучшая аппроксимация нормированной ПХ, в смысле критерия минимума среднеквадратичной ошибки, представляет собой разложение в ряд по собственным векторам автокорреляционной матрицы [2]

$$\mathbb{R}(\alpha, \beta) \approx \mathbb{Q} \times \mathbb{X}(\alpha, \beta); \quad \mathbb{Q} = \{\mathbb{Q}_1, \dots, \mathbb{Q}_M\}; \quad \mathbb{X}(\alpha, \beta) = \{x_1(\alpha, \beta), \dots, x_M(\alpha, \beta)\}^T. \quad (6)$$

Здесь  $\mathbb{Q}$  - ортонормированная матрица размерности  $N \times M$ , составленная из первых  $M$  собственных векторов - столбцов  $\mathbb{Q}_j$  ( $j=1, \dots, M$ ) автокорреляционной матрицы  $R$ , а  $M$  - ранг ее эффективной аппроксимации [3] вида  $\mathbb{R} = \sum_{j=1}^M \lambda_j \mathbb{Q}_j \mathbb{Q}_j^T$ ;  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_M > 0$ , соответствующей первым  $M$  значимым собственным значениям  $\lambda_j$  матрицы  $R$ ;  $\mathbb{X}(\alpha, \beta)$  - подлежащий определению  $M$ -мерный вектор-столбец пространственных гармоник объекта. Известно [2], что выбор пространственных гармоник вида:  $\mathbb{X}^*(\alpha, \beta) = \mathbb{Q}^T \times \mathbb{R}(\alpha, \beta)$  обеспечивает минимальное значение среднеквадратичной ошибки аппроксимации

$$\varepsilon_{\min}^2(M) = \int_0^{2\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \left\{ \mathbb{R}(\alpha, \beta) - \mathbb{Q} \times \mathbb{X}^*(\alpha, \beta) \right\}^T \times \left\{ \mathbb{R}(\alpha, \beta) - \mathbb{Q} \times \mathbb{X}^*(\alpha, \beta) \right\} W_2(\alpha, \beta) d\alpha d\beta,$$

равное  $\lambda_{M+1} + \dots + \lambda_N$ . Как правило, вариационный ряд собственных значений автокорреляционной матрицы  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N > 0$  убывает весьма быстро так, что относительная среднеквадратическая ошибка  $(\lambda_{M+1} + \dots + \lambda_N) / (\lambda_1 + \dots + \lambda_N)$  становится приемлемо малой, начиная с небольших значений  $M$ . Другими словами, небольшое число пространственных гармоник объекта  $x_1(\alpha, \beta), \dots, x_M(\alpha, \beta)$ , как правило, обеспечивает приемлемую для практики точность аппроксимации ансамбля ПХ, рассчитанных с помощью эталонной модели для различных ракурсов. Указанное обстоятельство является основой для решения задач сжатия данных и создания модели реального времени.

Важно отметить, что дискретное разложение Карунена - Лоева хорошо согласуется с физическим смыслом решаемой задачи. В выражении (6) собственные векторы - суть результат дискретизации по времени собственных функций цели:  $\mathbf{\Phi}_j = \{\varphi_{1j}, \dots, \varphi_{Nj}\}^T$ ;  $\varphi_{nj} = \varphi_j(n\Delta\tau)$ , ( $j=1, \dots, M$ ), ( $n=1, \dots, N$ ), инвариантных к ее ракурсу. Таким образом  $\mathbf{\Phi}$  - ортонормированный базис признакового пространства, характеризующего форму объекта. Гармоники  $x_1(\alpha, \beta), \dots, x_M(\alpha, \beta)$  - суть пространственные диаграммы, представляющие собой проекцию нормированной ПХ с фиксированного ракурса на инвариантные к ракурсу признаки формы цели.

Классический метод главных компонент не учитывает ряда ограничений, присущих нормированной ПХ. Именно аппроксимация (6) должна давать неубывающую функцию времени в интервале ее изменения  $[0,1]$ . Поэтому оптимизационную задачу  $\mathbf{x}^*(\alpha, \beta) = \arg \min \|\mathbf{\Phi}(\alpha, \beta) - \mathbf{\Phi} \times \mathbf{x}(\alpha, \beta)\|^2$  наименьших квадратов с дополнительными ограничениями  $0 \leq h_1 \leq h_2 \leq \dots \leq h_N \leq 1$  рационально сформулировать в терминах релаксационных методов решения систем линейных неравенств [4]. Применительно к данному случаю система линейных неравенств состоит из трех блоков.

1. Нормированная ПХ - неубывающая функция времени:

$$\sum_{j=1}^M (\varphi_{nj} - \varphi_{(n+1)j}) x_j(\alpha, \beta) \leq 0, \quad (n=1, \dots, N-1);$$

2. Ограничение снизу на аппроксимацию нормированной ПХ:

$$-\sum_{j=1}^M \varphi_{1j} x_j(\alpha, \beta) \leq 0 \quad - \text{левая граница области изменения};$$

$$-\sum_{j=1}^M \varphi_{kj} x_j(\alpha, \beta) + h_k(\alpha, \beta) - \varepsilon(M) \leq 0, \quad (k = n_1, n_2, \dots, n_K);$$

$$-\sum_{j=1}^M \varphi_{Nj} x_j(\alpha, \beta) + 0.95 \leq 0 \quad - \text{правая граница области изменения}.$$

3. Ограничение сверху на аппроксимацию нормированной ПХ:

$$\sum_{j=1}^M \varphi_{1j} x_j(\alpha, \beta) - 0.05 \leq 0 \quad - \text{левая граница области изменения};$$

$$\sum_{j=1}^M \varphi_{k_j} x_j(\alpha, \beta) - h_k(\alpha, \beta) - \varepsilon(M) \leq 0, \quad (k = n_1, n_2, \dots, n_K);$$

$$\sum_{j=1}^M \varphi_{N_j} x_j(\alpha, \beta) - 1 \leq 0 \quad - \text{правая граница области изменения,}$$

где  $K = \lceil 1/\varepsilon(M) \rceil$  - количество ограничений снизу или сверху на аппроксимацию нормированной ПХ внутри интервала  $(0,1)$ ;  $\varepsilon(M)$  - заданная абсолютная погрешность аппроксимации, а квадратные скобки означают целую часть числа.

Векторная нотация системы линейных неравенств имеет вид:

$$A(\alpha, \beta) \times \mathbf{X}(\alpha, \beta) + \mathbf{B}(\alpha, \beta) \leq 0. \quad (7)$$

Здесь  $A(\alpha, \beta)$  -  $(N + 3 + 2K) \times M$  - матрица коэффициентов, а  $\mathbf{B}(\alpha, \beta)$  -  $(N + 3 + 2K)$  - мерный вектор-столбец ограничений системы линейных неравенств для фиксированного ракурса цели  $(\alpha, \beta)$ .

### 3. КОМПРОМИССНОЕ РЕШЕНИЕ.

Метод главных компонент реализует ортогональное, л и н е й н о е преобразование исходного признакового пространства на информативное пространство значительно меньшей размерности. По этой причине данный подход хорошо выделяет признаки связанные с описанием гладкой части пространственной конфигурации объекта и, в значительной степени, игнорирует признаки, связанные с наличием нерегулярностей формы типа изломов, ребер, плоских щитов и т. п. Поэтому естественно ожидать, что для ряда ракурсов цели система неравенств будет несовместной. Ее эффективное решение основано на введении релаксационных переменных. Пусть  $\mathbf{Y}(\alpha, \beta) = \{y_1(\alpha, \beta), \dots, y_{(N+3+2K)}(\alpha, \beta)\}^T$  -  $(N + 3 + 2K)$  - мерный вектор-столбец дополнительных (релаксационных) переменных таких, что текущая компонента  $y_i(\alpha, \beta)$  количественно характеризует степень жесткости  $i$  - ого ограничения в системе, то есть  $y_i(\alpha, \beta) = 0$ , если это ограничение выполняется и  $y_i(\alpha, \beta) > 0$  в противном случае. Введем также в рассмотрение квадратную  $(N + 3 + 2K) \times (N + 3 + 2K)$  - матрицу  $B$  такую, что



векторы  $\overset{\cdot}{X}(\alpha, \beta)$  и  $\overset{\cdot}{Y}(\alpha, \beta)$  удовлетворяют линейным условиям дополнителъности [4]:

$$B \times \overset{\cdot}{Y}(\alpha, \beta) \geq A(\alpha, \beta) \times \overset{\cdot}{X}(\alpha, \beta) + \overset{\cdot}{R}(\alpha, \beta) ; \quad \overset{\cdot}{Y}(\alpha, \beta) \geq 0 ; \quad (8)$$

$$\overset{\cdot}{Y}^T(\alpha, \beta) \times B \times \overset{\cdot}{Y}(\alpha, \beta) = \overset{\cdot}{Y}^T(\alpha, \beta) \times \{ A(\alpha, \beta) \times \overset{\cdot}{X}(\alpha, \beta) + \overset{\cdot}{R}(\alpha, \beta) \}.$$

Условия дополнителъности содержательно означают, что в каждой паре неравенств в (8) должно выполняться, по крайней мере, одно равенство. Другими словами, если какое либо ограничение выполняется с запасом, то есть  $\sum_{j=1}^M a_{ij}(\alpha, \beta) x_j(\alpha, \beta) + \gamma_i(\alpha, \beta) < 0$ , то его степень жесткости должна быть нулевой  $y_i(\alpha, \beta) = 0$ . В противном случае степень жесткости соответствующего ограничения положительна, а квадратичная форма  $\overset{\cdot}{Y}^T(\alpha, \beta) \times B \times \overset{\cdot}{Y}(\alpha, \beta)$  пропорциональна потерям, возникающим при нарушении этого ограничения. По этой причине матрицу  $B$  называют матрицей потерь. Ясно, что релаксационные переменные целесообразно выбирать из условия минимума возможных потерь, то есть

$$\overset{\cdot}{Y}^*(\alpha, \beta) = \arg \min [\overset{\cdot}{Y}^T(\alpha, \beta) \times \{ A(\alpha, \beta) \times \overset{\cdot}{X}(\alpha, \beta) + \overset{\cdot}{R}(\alpha, \beta) \}],$$

что дает

$$A^T(\alpha, \beta) \times \overset{\cdot}{Y}(\alpha, \beta) = 0. \quad (9)$$

Всякое решение  $\overset{\cdot}{X}(\alpha, \beta)$  системы линейных неравенств (7), удовлетворяющее уравнениям (8) и (9) называют компромиссным. Очевидное преимущество такого решения состоит в минимизации возможных потерь из за нарушения некоторых неравенств системы. Метод последовательных приближений поиска компромиссного решения состоит из следующих шагов:

**Шаг 0:** Инициализация. В качестве начального приближения компромиссного решения выбрать дискретное разложение Карунена - Лоева (здесь и далее зависимость от ракурса опускается, а индекс в квадратных скобках - суть номер итерации).  $\overset{\cdot}{X}[0] = \overset{\cdot}{\mathcal{A}}^T \times \overset{\cdot}{R}$ . Положить номер итерации  $S = 0$ ;

**Шаг 1:** Вычислить степени жесткости неравенств и их евклидову норму.

$\mathbf{Y}[S] = B^{-1} \times (A \times \mathbf{X}[S] + \mathbf{F})^+$ ;  $\|\mathbf{Y}[S]\|^2$ , где вектор  $(A \times \mathbf{X}[S] + \mathbf{F})^+$  имеет нулевые компоненты, если соответствующие компоненты вектора  $(A \times \mathbf{X}[S] + \mathbf{F})$  отрицательны, то есть если соответствующие неравенства системы выполняются с запасом на текущей итерации;

**Шаг 2:** Вычислить вектор направления коррекции компромиссного решения и его евклидову норму.  $\Delta \mathbf{X}[S] = -A^T \mathbf{Y}[S]$ ;  $\|\Delta \mathbf{X}[S]\|^2$ . Если  $\|\Delta \mathbf{X}[S]\| \leq \varepsilon(M)$ , то компромиссное решение получено за конечное число шагов. Это первый критерий окончания поиска.

**Шаг 3:** Вычислить величину шага в направлении компромиссного решения.  $\delta[S] = \|\mathbf{Y}[S]\|^2 / \|\Delta \mathbf{X}[S]\|^2$ .

**Шаг 4:** Обновить компромиссное решение.  $\mathbf{X}[S+1] = \mathbf{X}[S] + \delta[S] \Delta \mathbf{X}[S]$ .

**Шаг 5:** Перейти к следующей итерации  $S = S + 1$ . Если  $S \leq S_{\text{MAX}}$ , то продолжить поиск, начиная с **Шага 1**. В противном случае закончить поиск в соответствии со вторым критерием завершения.

#### 4. ЧИСЛЕННЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ.

В соответствии с представленной методикой проводился анализ главных компонент ПХ широкого класса космических и аэродинамических объектов в однопозиционных оптических локационных системах. Адаптивная сетка интегрирования в гиперкубе  $(y, z, \alpha, \beta)$  формировалась, исходя из следующих значений критериев [1]:

- абсолютная и относительная погрешности интегрирования двумерной функции яркости в картинной плоскости  $(y, z)$  соответственно 0 и 0,01;
- глубина деления области интегрирования по координатам  $y$  и  $z$  - соответственно 5 и 8;

- абсолютная и относительная погрешности интегрирования по вероятным ракурсам цели  $(\alpha, \beta)$  соответственно 0 и 0,05;
- глубина деления области интегрирования по ракурсам  $\alpha$  и  $\beta$  для четвертого начального момента  $m_{4A}$  соответственно 4 и 6.

Разложение Карунена - Лоева ПХ выполнялось для следующих параметров:

- относительная точность  $(\lambda_{M+1} + \dots + \lambda_N) / (\lambda_1 + \dots + \lambda_N)$  эффективной аппроксимации автокорреляционной матрицы ПХ  $\|r_{ij}\|$  0,001, а ее размерность  $N = 255$ ;
- наибольший ранг автокорреляционной матрицы ПХ  $M_{\max} = 10$ ;
- погрешность компромиссного решения  $\varepsilon(M) = 0,2$ .

В качестве примера на **рис. 1** представлены первые восемь собственных функций аэрокосмического корабля Space Shuttle. Коэффициенты разложения его ПХ по этим функциям для некоторых ракурсов приведены в **таблице 1**.

**Таблица 1.** Пространственные гармоники разложения Карунена - Лоева ПХ корабля Space Shuttle.

$\alpha$ [град]	<b>14</b>	<b>90</b>	<b>9</b>	<b>145</b>
$\beta$ [град]	<b>31</b>	<b>-11</b>	<b>-21</b>	<b>-30</b>
$A(\alpha, \beta)$ [м <sup>2</sup> ]	<b>54,63</b>	<b>80,94</b>	<b>42,16</b>	<b>71,6</b>
$T(\alpha, \beta)$ [нс]	<b>244,6</b>	<b>87,41</b>	<b>219,4</b>	<b>246,4</b>
$x_1(\alpha, \beta)$	<b>10,2256</b>	<b>4,9544</b>	<b>11,4276</b>	<b>13,0112</b>
$x_2(\alpha, \beta)$	<b>1,5494</b>	<b>3,1313</b>	<b>1,116</b>	<b>-1,0732</b>
$x_3(\alpha, \beta)$	<b>0,2393</b>	<b>1,6139</b>	<b>-0,1548</b>	<b>-0,2169</b>
$x_4(\alpha, \beta)$	<b>-0,1739</b>	<b>0,7399</b>	<b>-1,2274</b>	<b>0,1732</b>
$x_5(\alpha, \beta)$	<b>-0,4541</b>	<b>0,2037</b>	<b>-0,2609</b>	<b>-0,1605</b>
$x_6(\alpha, \beta)$	<b>-0,0129</b>	<b>0,0008</b>	<b>0,1931</b>	<b>0,1237</b>
$x_7(\alpha, \beta)$	<b>-0,0601</b>	<b>-0,0311</b>	<b>0,0145</b>	<b>-0,1425</b>
$x_8(\alpha, \beta)$	<b>-0,0636</b>	<b>-0,1158</b>	<b>0,0432</b>	<b>0,0176</b>

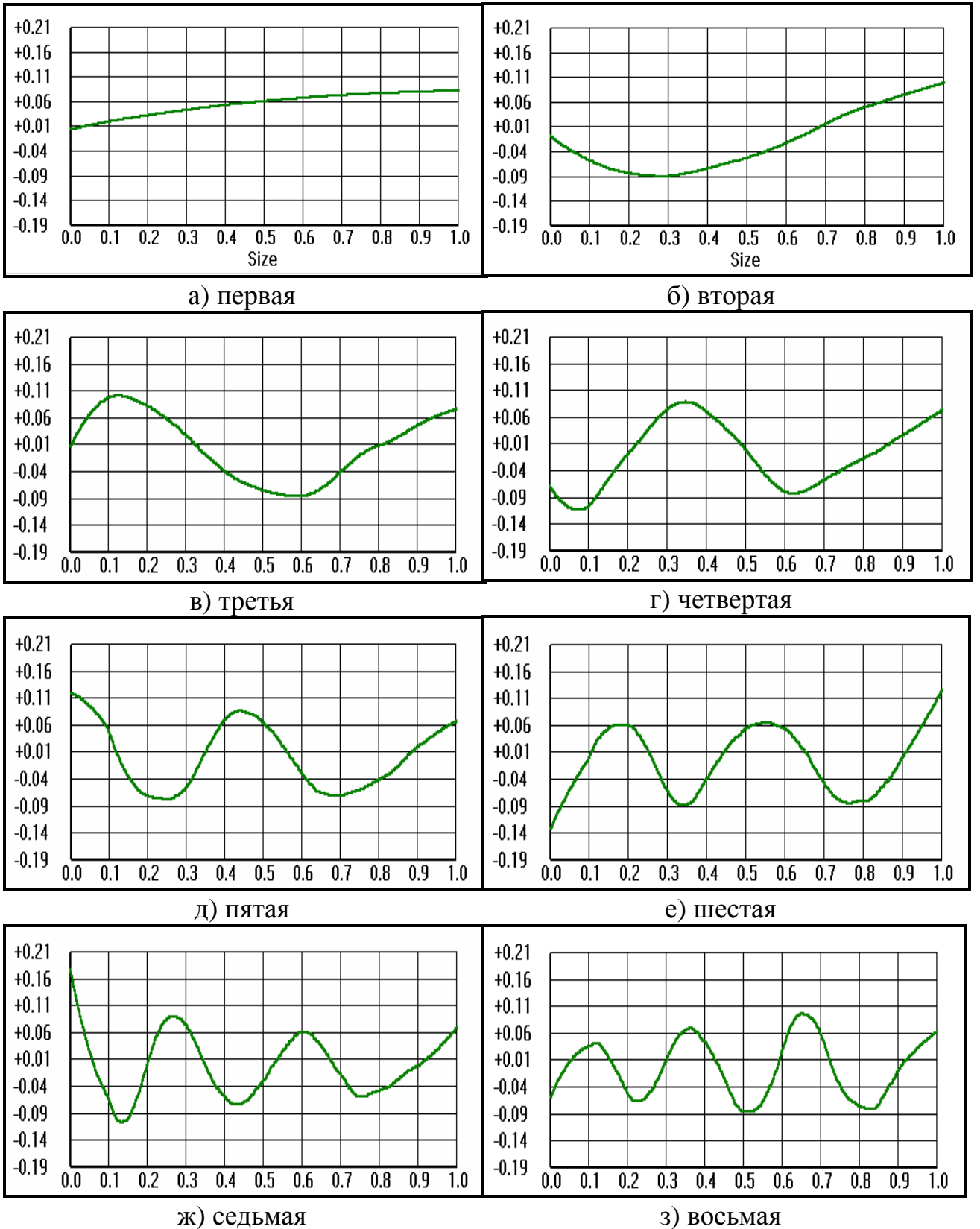
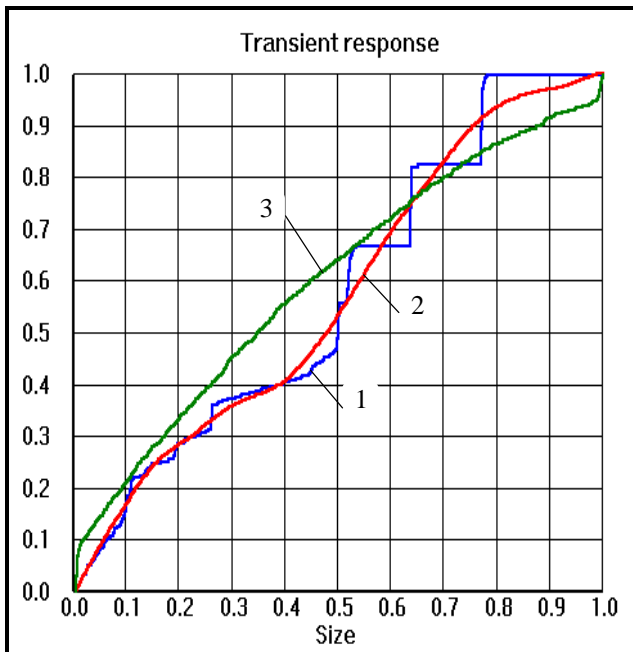


Рис. 1. Собственные функции корабля Space Shuttle.

**Рисунки 2.а, в, д, ж** - демонстрируют точность аппроксимации ПХ цели для условий ее локации, указанных в соответствующих столбцах таблицы 1. Для наглядности полученных компромиссных решений на **рис. 2.б, г, е, з** - представлены синтезированные цифровые изображения объекта с соответствующих ракурсов. На всех графиках цифрами 1 отмечены расчетные ПХ, полученные с помощью имитационного цифрового моделирования, представленного в работе [1]. Цифрами 2 и 3 отмечены компромиссные решения и ПХ (1), усредненная по вероятным ракурсам цели. Наглядно видно, что при определенных ракурсах, с которых на объекте можно наблюдать локальные участки интенсивного отражения, результаты имитационного моделирования обнаруживают резкие перепады ПХ. Ясно, что этот нелинейный эффект не может быть удовлетворительно описан линейной моделью метода главных компонент. Его описание требует отдельного рассмотрения и, очевидно, является дополнительным источником получения информативных признаков антропогенных целей.

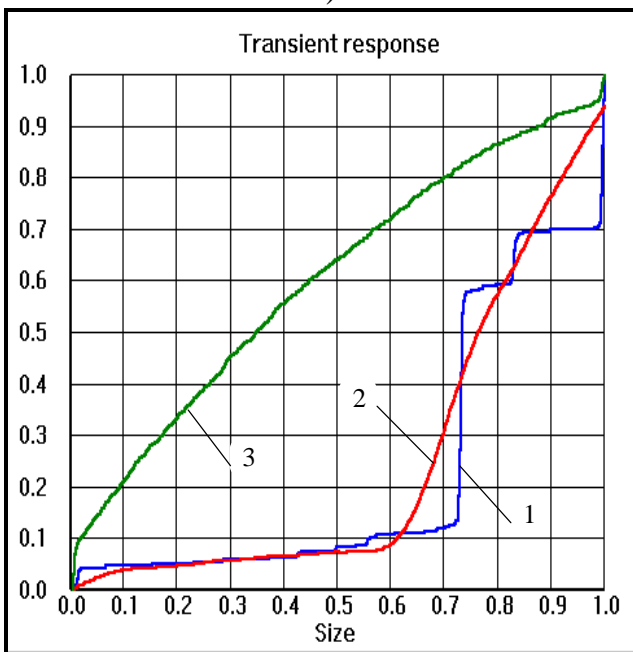
В итоге получено оригинальное решение трех задач анализа и синтеза однопозиционных систем: сжатия информации и компактного хранения в базе данных результатов цифрового моделирования ПХ, расчета их временных профилей в режиме реального времени и, наконец, формирования признакового пространства, содержащего информацию об энергетических свойствах объекта, его размерах и форме. В качестве примера на **рис. 3** представлены не перекрывающиеся кластеры космических объектов Space Shuttle и Lasp в простейшем трехмерном пространстве признаков:  $A(\alpha, \beta)$ ,  $T(\alpha, \beta)$  и  $x_1(\alpha, \beta)$ . Последний признак характеризует проекцию ПХ на ее усредненное значение, то есть степень отличия формы объекта от сферы. **Рисунок 4** иллюстрирует синтезированное изображение космического объекта Lasp.



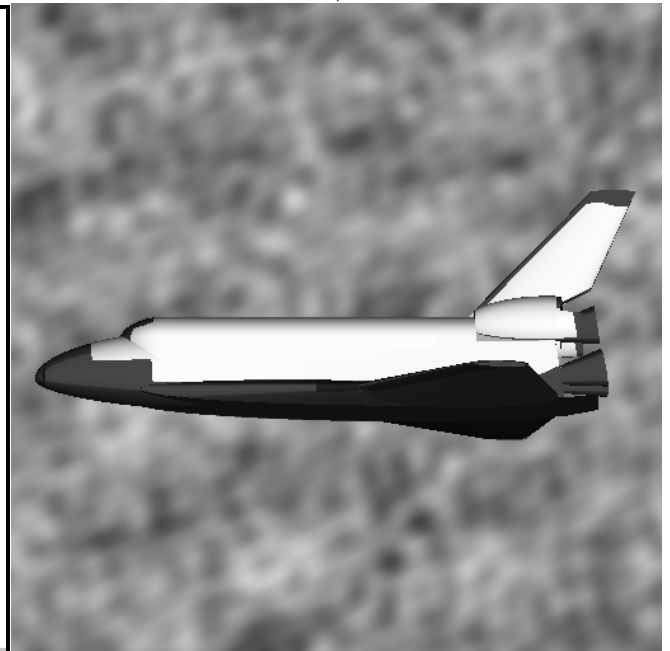
а)



б)



в)



г)

Рис. 2. Нормированные ПХ Space Shuttle и соответствующие им синтезированные изображения объекта.  
а), б) -  $\alpha = 14^\circ$ ;  $\beta = 31^\circ$ . в), г) -  $\alpha = 90^\circ$ ;  $\beta = -11^\circ$ .

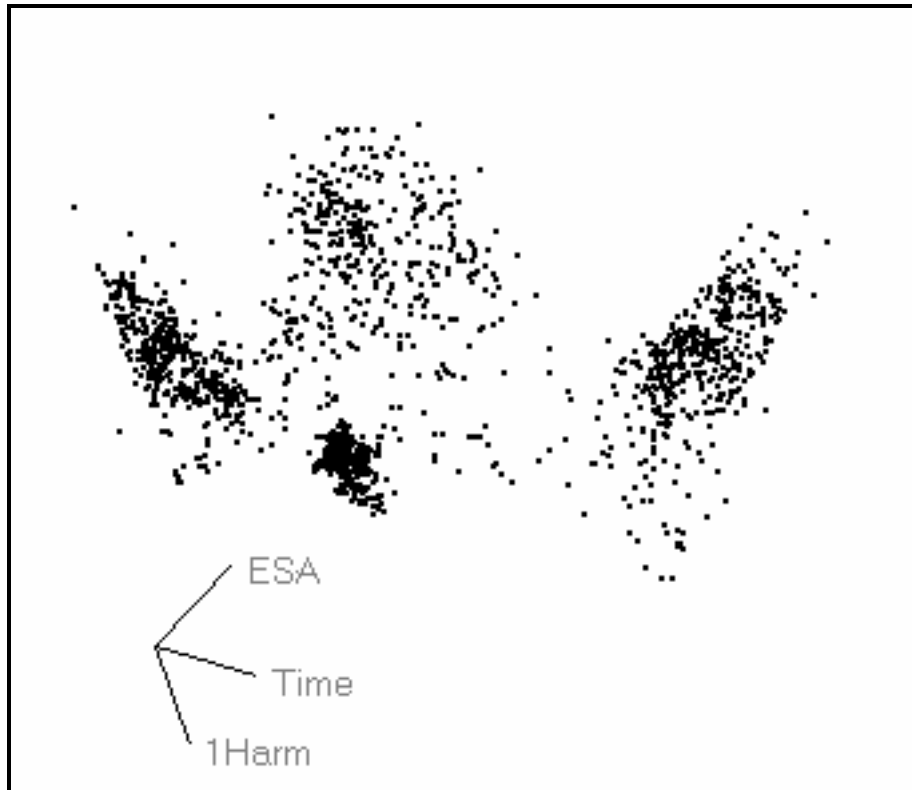


Рис. 3. Кластеры объектов Space Shuttle и Lasp в трехмерном признаковом пространстве.

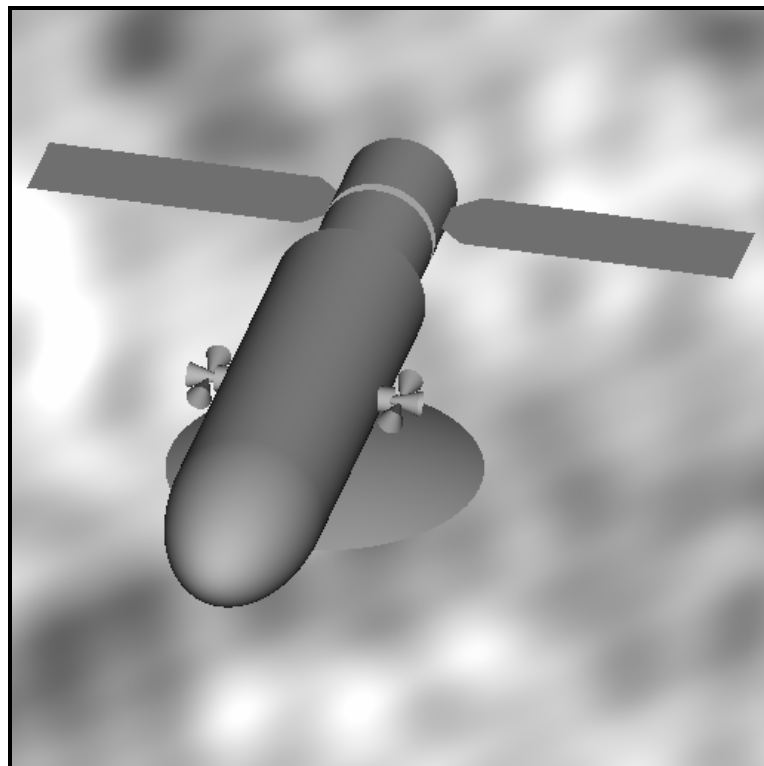


Рис. 4. Синтезированное изображение космического объекта Lasp ( $\alpha = 14^\circ$ ;  $\beta = 31^\circ$ ).

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ.**

Оптимальный ортонормированный базис отображения ПХ объектов в однопозиционных системах оптической локации, полученный методом главных компонент, инвариантен к ракурсам целей и содержащий информацию об их форме. Признаковое пространство для классификации целей по их энергетическим характеристикам, размерам и форме может быть сформировано с помощью решения линейной задачи с условиями дополненности. На основе вычислительного эксперимента показано, что кластеры объектов в предложенном признаковом пространстве существенно разнесены. Это обеспечивает возможность их надежной классификации.

## **СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.**

1. Лабунец Л. В. // Радиотехника и электроника. 2001. - Т. 46. - № . - С..
2. Fukunaga K. Introduction to Statistical Pattern Recognition. - New York : Academic Press, 1972.
3. Forsythe G. E., Malcolm M. A., Moler C. B. Computer Methods for Mathematical Computations. - New York : Prentice Hall, 1977.
4. Булавский В. А. Методы релаксации для систем неравенств. - Новосибирск : НГУ, 1981. - 81 с.