

УДК 535.36

## Модели реального времени импульсных отражательных характеристик 3D объектов в однопозиционной системе лазерной локации

© 2020 г. **Л. В. ЛАБУНЕЦ**, ДОКТОР ТЕХН. НАУК; **А. Б. БОРЗОВ**, ДОКТОР ТЕХН. НАУК;  
**И. М. АХМЕТОВ**, АСПИРАНТ

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва

E-mail: labunets@bmstu.ru

Поступила в редакцию 13.05.2020

DOI:10.17586/1023-5086-2020-87-09-12-23

---

Методом имитационного цифрового моделирования исследована кластерная структура дальностного портрета антропогенного 3D объекта в однопозиционной лазерной локационной системе. Предложена физически обоснованная методика декомпозиции импульсных отражательных характеристик цели на непрерывную и разрывную компоненты. На основе конечной смеси стандартных импульсов реализована модель реального времени для структурных компонент временных профилей импульсных отражательных характеристик объекта. Представлены результаты идентификации параметров конечной смеси стандартных импульсов с помощью модифицированного EM-алгоритма (*expectation-maximization algorithm*).

**Ключевые слова:** имитационное цифровое моделирование, дальностный портрет 3D объекта, кластеризация, переходная характеристика, эффективная площадь рассеяния, модель реального времени, конечная смесь стандартных импульсов, EM-алгоритм.

**Коды OCIS:** 290.5825, 290.5880

---

### ВВЕДЕНИЕ

Методология автоматизированного проектирования предполагает широкое применение взаимно дополняющих друг друга методов натурных измерений, физического и имитационного цифрового моделирования изображений 3D объектов и входных сигналов оптико-электронных локационных систем различного назначения [1]. Особое место в этом списке занимают аппаратно-программные комплексы математического описания отражательных и излучательных свойств объектов со сложными геометрической конфигурацией и электрофизическими характеристиками. Вычислительный эксперимент, адекватный полигонным измерениям, позволяет сформировать представительную базу данных относительно

свойств заметности целей. Такого рода информация является надежной основой для создания быстрых алгоритмов цифрового моделирования временных профилей импульсных отражательных характеристик 3D объектов и, в конечном итоге, реализаций входных сигналов локатора [2].

Значимым результатом интеллектуального статистического анализа дальностного портрета объекта локации [3] и его импульсных отражательных характеристик [4] в видимом и ближнем инфракрасном (ИК) спектральных диапазонах является формирование базы знаний, представленных в форме моделей закономерностей, скрытых в данных имитационного цифрового моделирования. В частности, кластерный анализ дальностного портрета

позволяет обосновать физически интерпретируемую методику декомпозиции импульсных отражательных характеристик на непрерывные и разрывные компоненты.

Непрерывная составляющая временного профиля эффективной площади рассеяния (ЭПР) порождается локальными областями (фацетами) преимущественно с диффузным отражением 3D объекта и соответствует классам типичных значений дальностного портрета, представленного в формате двумерной диаграммы рассеяния (ДР) в координатах глубина сцены — яркость фацета. Напротив, разрывная компонента формируется локальными областями преимущественно с направленным, т.е. интенсивным отражением (так называемыми «блестящими точками») и соответствует аномальным значениям ДР.

В работе [3] дискриминантный порог, отделяющий кластер типичных значений от аномалий, выбирался исключительно по критериям яркости фацетов с помощью робастных оценок положения и масштаба этого единственного признака. Вместе с тем результаты имитационного цифрового моделирования отражательных характеристик различных типов объектов локации убедительно показали [1, 2], что структура двумерной ДР содержит, как правило, более двух кластеров и требует формирования достаточно сложных дискриминантных границ в координатах глубина сцены — яркость фацета. Решению этой задачи на основе применения алгоритмов кластеризации с высоким интеллектуальным потенциалом посвящена данная работа.

## 1. ИМПУЛЬСНЫЕ ОТРАЖАТЕЛЬНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ 3D ОБЪЕКТА ЛОКАЦИИ

В оптическом диапазоне спектра зондирующего излучения расчет отраженного сигнала выполняется методами геометрической оптики. В частности, применяется принцип суперпозиции относительно потока лучистой энергии по множеству фацетов объекта [1]. Схема однопозиционной локации (на примере геометрической модели спутника *Imews* — *Integrated multi-purpose early warning satellite*) представлена на рис. 1.

Ориентация системы координат объекта  $O_t X_t Y_t Z_t$ , начало которой совмещено с условным центром  $O_t$ , выбирается так, чтобы ко-

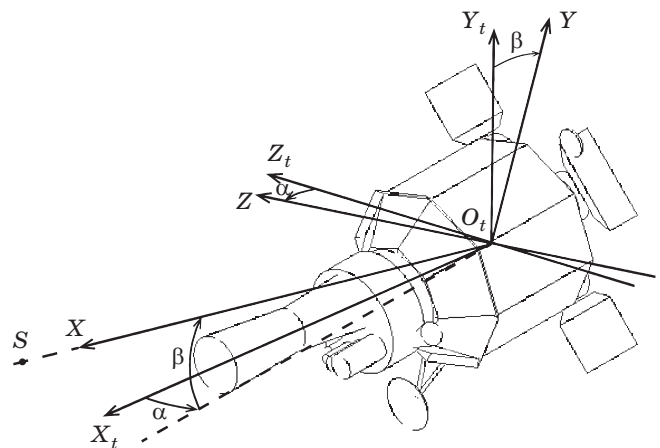


Рис. 1. Системы координат однопозиционной локации.

ординатные плоскости  $X_t O_t Y_t$ ,  $X_t O_t Z_t$  и  $Z_t O_t Y_t$  являлись плоскостями тангажа, курса и крена соответственно. Ось  $X$  лучевой системы координат  $O_t XYZ$  направлена на источник и приемник, расположенные в точке  $S$ . Лучевую систему получают из системы координат объекта при ее последовательных поворотах вокруг осей  $Y_t$  и  $Z_t$  на углы  $0 \leq \alpha \leq 2\pi$  и  $-\pi/2 \leq \beta \leq \pi/2$ , задающие ракурс облучения и наблюдения.

При некогерентном приеме в приближении малых углов, когда объект облучается полностью, а его размеры значительно меньше расстояния до источника и приемника  $L_S$ , переходная характеристика (ПХ) имеет вид [3]

$$h(t|\alpha, \beta) = \int_{-R}^R \int_{-R}^R f(y, z) u \left\{ t - 2 \frac{L_S - x(y, z)}{c} \right\} dy dz, \quad 0 \leq t \leq T. \quad (1)$$

Здесь  $f(y, z) = \varphi(y, z) r_\lambda(\psi|y, z) \cos \psi$  — распределение яркости объекта в картинной плоскости  $Y O_t Z$ ,  $\varphi(y, z)$  — индикаторная функция, равная единице, если точка картинной плоскости с координатами  $(y, z)$  принадлежит проекции объекта, и нулю в противном случае,  $r_\lambda(\psi|y, z)$  — коэффициент яркости фацета  $dS = dydz / \cos \psi$  при отражении назад [5],  $\psi$  — угол падения излучения на элемент поверхности  $dS$ ,  $u(t)$  — функция включения Хевисайда,  $x(y, z)$  — абсцисса облученного фацета  $dS$  в лучевой системе координат,  $c$  — скорость

света,  $R$  — наибольший полярный радиус проекции объекта локации на картинную плоскость.

В дальнейшем для сокращения записи там, где это не вызвано необходимостью, зависимость соответствующих характеристик от ракурса  $(\alpha, \beta)$  будем опускать. Важно отметить, что ПХ является весьма информативной для решения задачи распознавания, поскольку при выбранном ракурсе  $(\alpha, \beta)$

- характеризует протяженность объекта  $T = 2\{x_{\max}(y, z) - x_{\min}(y, z)\}/c$  в единицах времени и его геометрическую конфигурацию [1],

- демонстрирует зависимость «накопленной» по времени мощности отраженного сигнала от глубины  $t = 2\{x(y, z) - x_{\min}(y, z)\}/c$  объекта (рис. 2а), т.е. содержит информацию о его энергетических свойствах,

- инвариантна относительно формы  $i_S(t)$  и длительности  $t_S$  зондирующего импульса.

При нестационарном облучении объекта разрешение локатора по дальности меньше глубины сцены, т.е.  $ct_S/2 < x_{\max}(y, z) - x_{\min}(y, z)$ . В этом режиме временной профиль ЭПР  $A_S(t)$  объекта с заданного ракурса  $(\alpha, \beta)$  представляет собой свертку нормированного зондирующего импульса  $\max\{i_S(t)\} = 1$  с обобщенной производной ПХ [4]

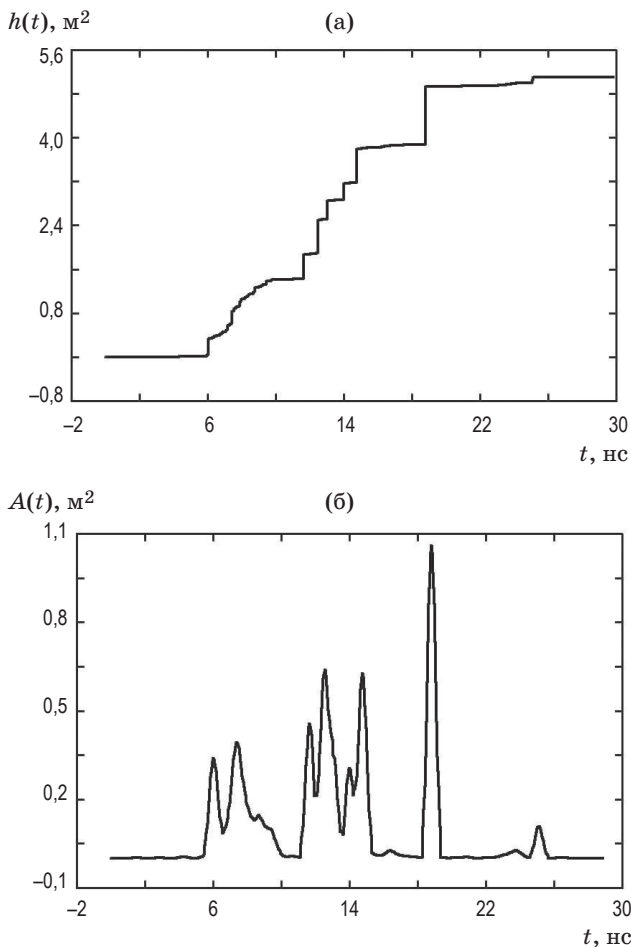
$$A_S(t) = \int_t^{t+t_S} i_S(v-t) d\{h(v)\}, 0 \leq t \leq T. \quad (2)$$

Интеграл (2) понимают в смысле Стильтеса [6], поскольку ПХ в общем случае может иметь разрывы первого рода, т.е. является неубывающей и недифференцируемой функцией. Отсчеты временного профиля ЭПР измеряются в единицах площади и, в отличие от ПХ, зависят от формы и длительности зондирующего импульса (рис. 2б). Для упрощения верхнего предела интегрирования в выражении (2) правый сегмент ПХ дополняют значениями  $h(T)$  соответственно на интервале времени  $[T, T + t_S]$ .

## 2. ДАЛЬНОСТНЫЙ ПОРТРЕТ 3D ОБЪЕКТА ЛОКАЦИИ

Эффективную по критерию вычислительных затрат идентификацию локальных участков интенсивного отражения на поверхности 3D объекта реализует адаптивный кубатурный алгоритм [1] численного интегрирования двумерной функции яркости  $f(y, z)$ . Алгоритм формирует два массива данных — яркости  $f(y_j, z_k)$  и глубины  $x(y_j, z_k)$  сцены, где  $(j, k)$  — индексы узлов адаптивного ортогонального раstra в картинной плоскости  $YO_tZ$ . Расчет импульсных характеристик (1) и (2) предусматривает дискретизацию массива запаздывания  $t_{jk} = 2x(y_j, z_k)/c$  в соответствии с выбранным интервалом дискретизации  $\Delta t_S = t_S/(M - 1)$ , где  $M$  — количество отсчетов зондирующего импульса.

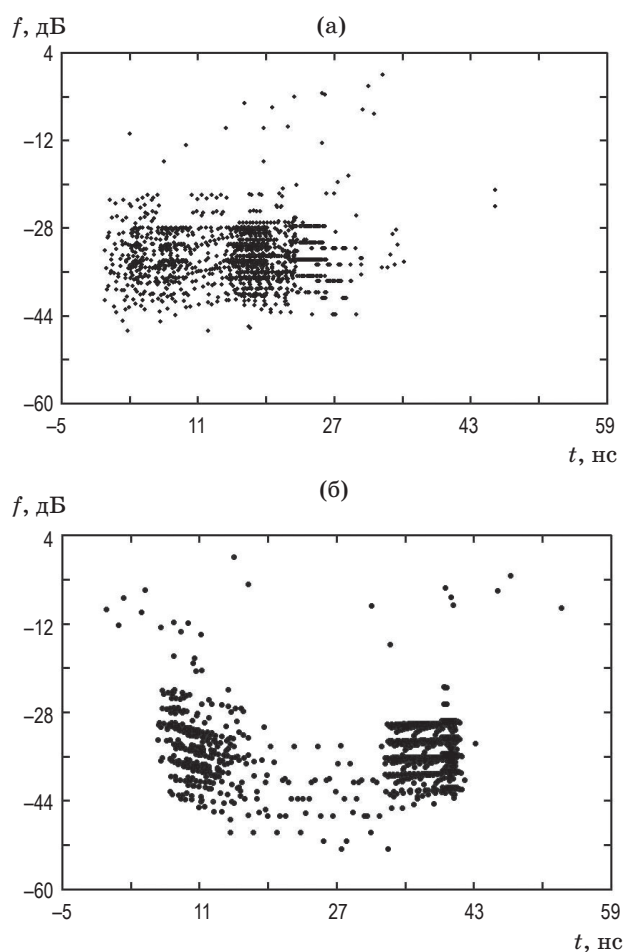
В процессе численного интегрирования формируется двумерная диаграмма рассеяния (рис. 3). Декартовы координаты каждой точки диаграммы — это запаздывание  $t_{jk}$  и яркость  $F_{jk} = 10\lg\{f(y_j, z_k)/f_{\max}\}$  facets в децибелах. Здесь  $f_{\max}$  — наибольшая яркость объекта локации с заданного ракурса  $(\alpha, \beta)$ . Указанную



**Рис. 2.** Импульсные отражательные характеристики  $Imews$  ПХ (а) и временной профиль ЭПР (б) при  $t_S = 1$  нс и ракурсе  $\alpha = 180^\circ$ ,  $\beta = 80^\circ$ .

диаграмму рассеяния принято называть дальностным портретом 3D объекта [3].

Анализ результатов имитационного цифрового моделирования показал, что при длительности зондирующего импульса  $t_S \leq 1$  нс топология дальностных портретов широкого класса 3D объектов с различных ракурсов демонстрирует явно выраженную кластерную структуру. Характеристики положения и масштаба кластеров типичных значений яркости идентифицируют участки с диффузным характером отражения на поверхности объекта локации. Напротив, аномальные значения яркости указывают на facets с направленным, т.е. интенсивным отражением (рис. 3). Более того, кластерная структура портрета является достаточно уникальной для каждого объекта и соответствующего ракурса его облучения — наблюдения.



**Рис. 3.** Дальностные портреты 3D объектов *Imews* (ракурс  $\alpha = 0^\circ$ ,  $\beta = 40^\circ$ ) (а) и *Space Shuttle* (ракурс  $\alpha = 180^\circ$ ,  $\beta = 80^\circ$ ) (б).

### 3. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ ДАЛЬНОСТНОГО ПОРТРЕТА 3D ОБЪЕКТА ЛОКАЦИИ

В работе [3] представлена упрощенная методика анализа структуры дальностного портрета, основанная на формировании робастных оценок положения и масштаба кластера типичных значений для единственного информативного признака, а именно яркости facets. Углубленный статистический анализ показал, что, как правило, портрет обладает достаточно сложной многоклассовой структурой в пространстве двух признаков: глубина сцены, выраженная в единицах времени, и яркость facets в децибелах. В этой связи, рациональной основой для идентификации структурных компонент временного профиля ЭПР 3D объекта является, на наш взгляд, последовательное применение достаточно эффективных и популярных на практике алгоритмов кластеризации, а именно DBSCAN (*Density-based spatial clustering of applications with noise*) [7] и EM (*expectation-maximization algorithm*) [8].

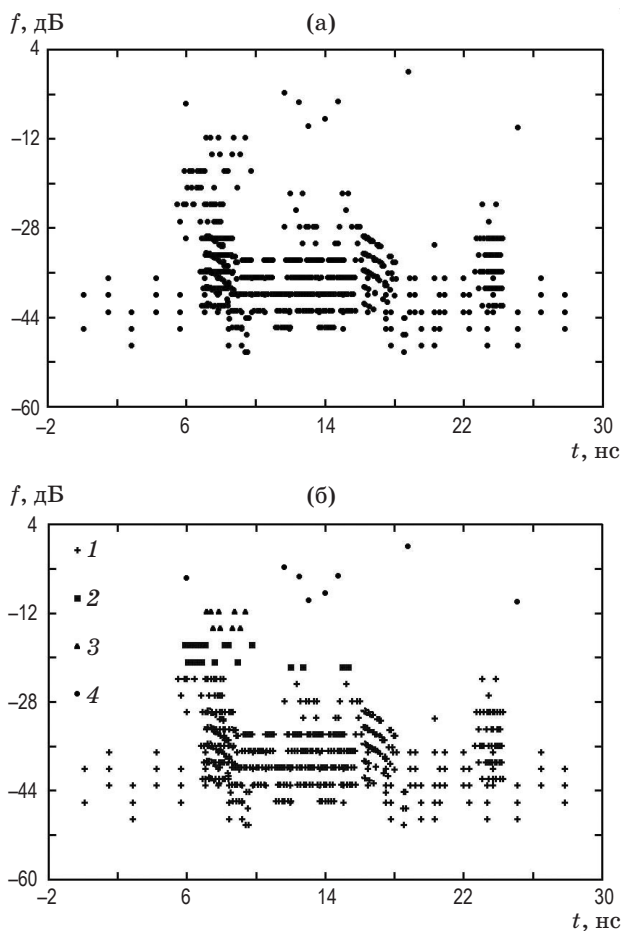
Алгоритм DBSCAN основан на понятии связности по плотности данных и требует выбора меры расстояния между наблюдениями, а также двух параметров кластеризации:  $\epsilon$  — радиуса сферы ближайших соседей и  $\text{minPts}$  — минимального числа наблюдений, которые образуют плотную область. Алгоритм определяет три типа данных — основные, достижимые по плотности и аномальные. Основные и достижимые по плотности точки ДР образуют ядро (компактную область) кластера и его границу соответственно. Остальные точки интерпретируют как аномалии. Кластер, формируемый DBSCAN, обладает двумя свойствами:

- все точки в кластере попарно связны по плотности,
- если точка достижима по плотности из любой точки кластера, она также принадлежит кластеру.

В рамках решаемой задачи алгоритм DBSCAN имеет некоторые недостатки. В частности, при большой разнице в плотности точек, характерной для дальностных портретов объектов локации, не удается выбрать оптимальную для всех кластеров комбинацию параметров  $\epsilon$  и  $\text{minPts}$ . По этой причине приходится, как правило, несколько раз применять алгоритм, поэтапно исключая из ДР

кластеры структурных компонент временного профиля ЭПР. Эту особенность методики кластеризации дальностного портрета спутника *Imews*, облучаемого гауссовым зондирующим импульсом длительностью 1 нс, иллюстрирует рис. 4а. На первом этапе, реализованном с параметрами  $e = 4,0$  и  $\text{minPts} = 30$ , из ДР исключались кластеры 1 и 2 типичных значений яркости фацетов с диффузным характером отражения на поверхности объекта (рис. 4б). На втором этапе, реализованном с параметрами  $e = 4,0$  и  $\text{minPts} = 10$ , из ДР исключались кластеры 3 и 4 аномальных значений яркости фацетов с направленным, т.е. интенсивным отражением. В качестве меры расстояния на обоих этапах применялась метрика Евклида.

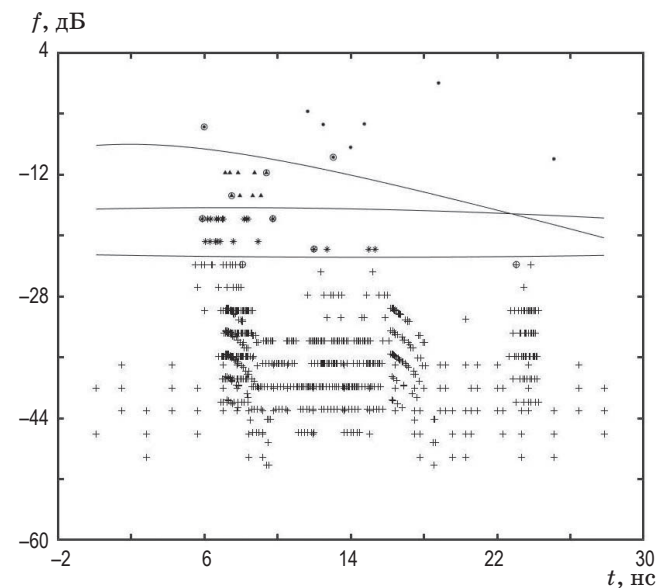
В случае кластеров дальностного портрета, сформированных алгоритмом DBSCAN, раци-



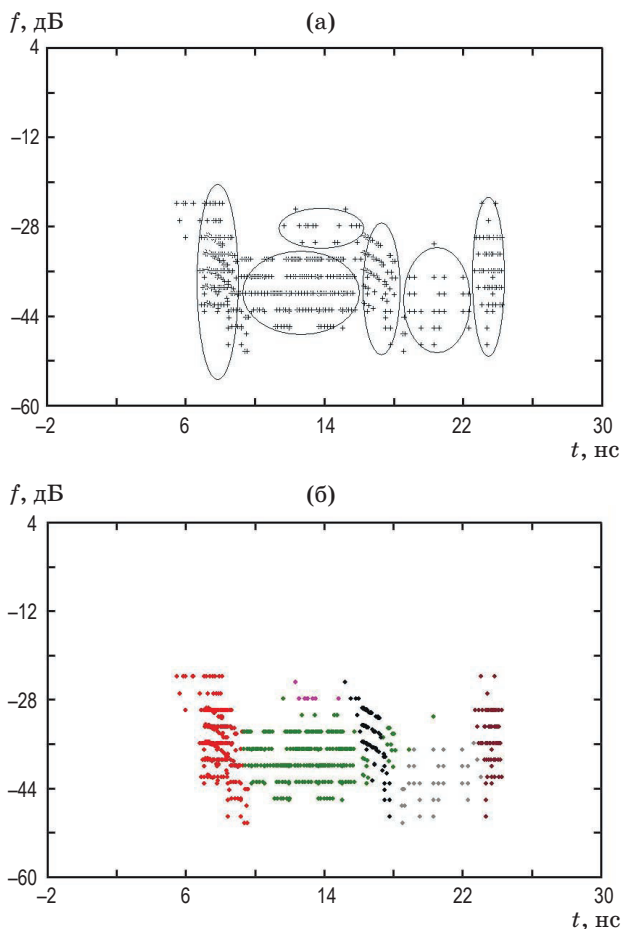
**Рис. 4.** Дальностный портрет *Imews* при  $\alpha = 180^\circ$ ,  $\beta = 80^\circ$  (а), результат кластеризации портрета (б): 1 и 2 — кластеры фацетов с диффузным отражением, 3 и 4 — кластеры фацетов с направленным отражением.

онально синтезировать модели дискриминантных границ, подтверждающие робастность предполагаемых оценок структурных компонент временного профиля ЭПР объекта локации. В наших вычислительных экспериментах применялась полиномиальная машина опорных векторов (*Support Vector Machine* — SVM) [9], обеспечивающая максимально широкие разделяющие полосы между классами. Результаты SVM-классификации точек ДР представлены на рис. 5. Идентифицированные машиной наиболее сложные для классификации наблюдения (соответствующие опорным векторам) отмечены маркером «круг».

Качество кластеризации дальностного портрета с помощью DBSCAN, как показали вычислительные эксперименты, существенно зависит от выбора метрики расстояния. Метрика Евклида, применяемая в нашей методике, в ряде случаев не обеспечивает достаточно детальной декомпозиции временного профиля ЭПР на структурные компоненты. В этой связи уточняющий этап декомпозиции определенных классов портрета, идентифицированных DBSCAN, рационально реализовать с помощью EM-алгоритма, учитывающего эллипсоидальную топологию кластеров в метрике Махаланобиса. Начальные приближения параметров полигауссовой смеси двумерных парциальных распределений в координатах



**Рис. 5.** Робастные границы SVM-классификации структурных компонент дальностного портрета *Imews* при  $\alpha = 180^\circ$ ,  $\beta = 80^\circ$ . Опорные векторы отмечены маркером «круг».



**Рис. 6.** Полигауссова модель кластеров дальностного портрета *Itews* при  $\alpha = 180^\circ$ ,  $\beta = 80^\circ$ . Начальное приближение (а), максимально правдоподобное приближение (б).

глубина сцены — яркость факетов выбирают в интерактивном режиме (рис. 6а).

Финальный результат байесовской кластеризации точек ДР, соответствующий максимально правдоподобным оценкам характеристик положения и масштаба для выбранных классов портрета, иллюстрирует рис. 6б.

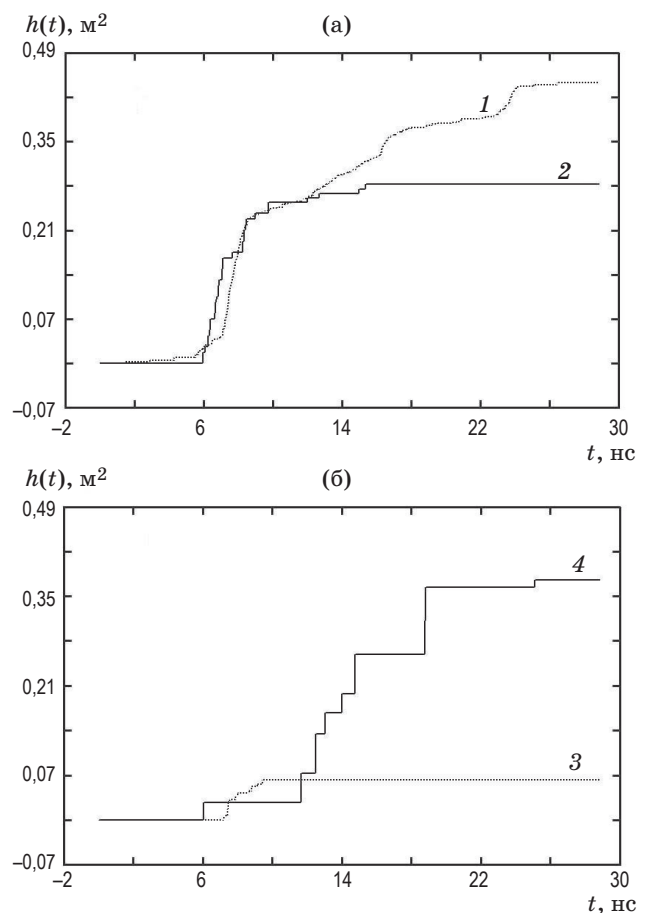
#### 4. ПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ОТРАЖАТЕЛЬНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК

Результаты кластеризации дальностного портрета позволяют получить физически обоснованные исходные данные для структурных компонент временных профилей ПХ и ЭПР 3D объекта локации. Классы 1 и 2 ДР (рис. 4б, рис. 5), порождаемые факетами преимущественно с диффузным характером отражения зондирующего излучения, формируют элемен-

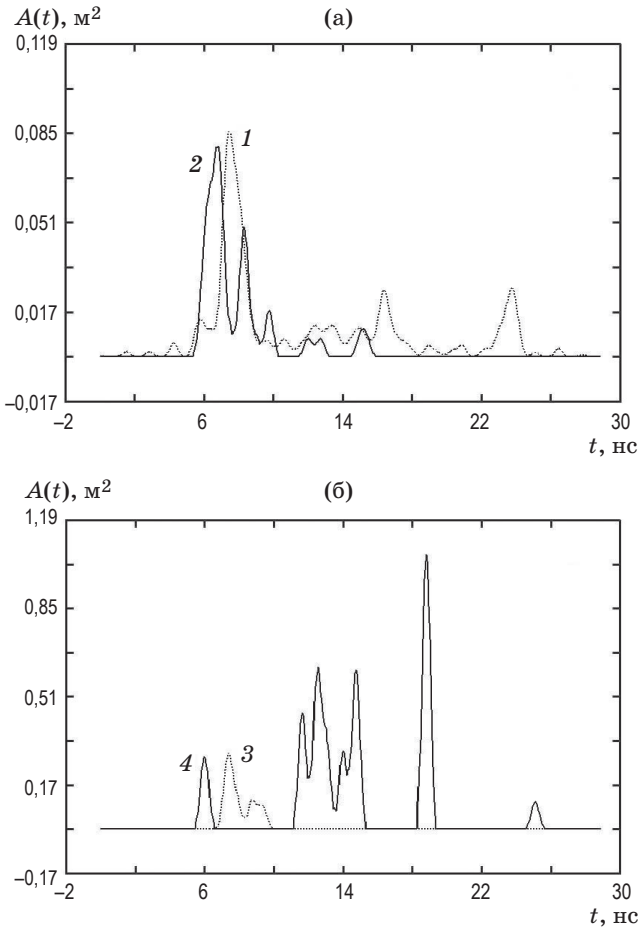
тарные парциальные составляющие непрерывных (*continuous* — cont) и дифференцируемых компонент ПХ  $h^{(cont)}(t)$  и временного профиля ЭПР  $A_S^{(cont)}(t)$  (рис. 7а и рис. 8а) соответственно.

Напротив, классы 3 и 4 ДР, порождаемые факетами преимущественно с направленным, т.е. интенсивным характером отражения, формируют элементарные парциальные составляющие разрывных (*discontinuous* — disc) компонент ПХ  $h^{(disc)}(t)$  и временного профиля ЭПР  $A_S^{(disc)}(t)$  (рис. 7б и рис. 8б) соответственно.

Цифровое моделирование входных сигналов лазерного лоатора в реальном времени предполагает параметрическое описание импульсных отражательных характеристик 3D объекта. Одной из эффективных по критерию вычислительных затрат является, на наш взгляд, аппроксимация временных профилей



**Рис. 7.** Непрерывные (а) и разрывные (б) парциальные структурные компоненты ПХ *Itews* при ракурсе  $\alpha = 180^\circ$ ,  $\beta = 80^\circ$ . 1, 2 — кластеры факетов с диффузным характером отражения на поверхности объекта, 3, 4 — кластеры факетов с направленным, интенсивным отражением.



**Рис. 8.** Непрерывные (а) и разрывные (б) парциальные структурные компоненты временного профиля ЭПР *Imews* при  $\alpha = 180^\circ$ ,  $\beta = 80^\circ$ . 1, 2 — кластеры facets с диффузным характером отражения на поверхности объекта, 3, 4 — кластеры facets с направленным, интенсивным отражением.

непрерывных составляющих ПХ  $h^{(\text{cont})}(t)$  и ЭПР  $A_S^{(\text{cont})}(t)$  конечной смесью

$$\begin{aligned} \tilde{h}^{(\text{cont})}(t) &= h^{(\text{cont})}(T) \sum_{k=1}^K w_k \Phi_k(t), \\ \tilde{A}_S^{(\text{cont})}(t) &= A_c \sum_{k=1}^K w_k \varphi_k(t), \end{aligned} \quad (3)$$

гауссовых моделей

$$\begin{aligned} \Phi_k(t) &= \int_0^t \varphi_k(\tau) d\tau, \\ \varphi_k(t) &= \frac{1}{s_k \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(t-T_k)^2}{2s_k^2}\right\}, \end{aligned}$$

парциальных структурных компонент [4], где

$$A_c = \int_0^{T+t_S} A_S^{(\text{cont})}(t) dt, \quad \sum_{k=1}^K w_k = 1.$$

Веса  $w_k$ , характеристики положения  $T_k$  и масштаба  $s_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$  парциальных импульсов удобно оценивать с помощью модифицированного EM-алгоритма. В рамках такого подхода стандартной целью обучения моделей (3) является максимизация функционала правдоподобия Фишера [8. С. 193]

$$\mathbf{p}_{\text{opt}} = \arg \max_{\mathbf{p}} \{L(\mathbf{p})\},$$

$$L(\mathbf{p}) = \int_0^{T+t_S} f(t) \ln \left\{ \sum_{k=1}^K w_k \varphi_k(t) \right\} dt. \quad (4)$$

Здесь  $\mathbf{p} = (w_1, \dots, w_K, T_1, \dots, T_K, s_1, \dots, s_K)$  — вектор параметров моделей (3). Важными результатами кластеризации дальностного портрета являются нормированные по площади распределения

$$f(t) = \begin{cases} d^{(\text{cont})}(t)/h^{(\text{cont})}(T), & \text{для ПХ} \\ A_S^{(\text{cont})}(t)/A_c, & \text{для ЭПР} \end{cases}$$

в выражении (4) для непрерывных компонент ПХ и временного профиля ЭПР соответственно, где  $d^{(\text{cont})}(t) = \partial h^{(\text{cont})}(t)/\partial t$  — импульсная характеристика объекта, т.е. его реакция на зондирующий импульс в виде дельта-функции [3].

Рациональной целью обучения также является минимизация функционала расстояния Бхатачария [10]

$$\mathbf{p}_{\text{opt}} = \arg \min_{\mathbf{p}} \{D(\mathbf{p})\},$$

$$D(\mathbf{p}) = -\ln \left\{ \int_0^{T+t_S} \sqrt{f(t) \sum_{k=1}^K w_k \varphi_k(t)} dt \right\}. \quad (5)$$

Решение задач оптимизации (4), (5) методом условных множителей Лагранжа дает систему нелинейных уравнений [4]

$$\begin{cases} w_k = \frac{1}{R(\mathbf{p})} \int_0^{T+t_S} W(k|t, \mathbf{p}) r(t|\mathbf{p}) dt \\ T_k = \frac{1}{w_k R(\mathbf{p})} \int_0^{T+t_S} t W(k|t, \mathbf{p}) r(t|\mathbf{p}) dt \\ s_k^2 = \frac{1}{w_k R(\mathbf{p})} \int_0^{T+t_S} t^2 W(k|t, \mathbf{p}) r(t|\mathbf{p}) dt - T_k^2 \end{cases} \quad (6)$$

относительно параметров  $\mathbf{p}$  полигауссовых моделей (3). Здесь

$$r(t|\mathbf{p}) = \begin{cases} f(t), & \text{для правдоподобия} \\ \sqrt{f(t) \sum_{k=1}^K w_k \Phi_k(t)}, & \text{для расстояния} \end{cases}$$

— весовая функция, определяемая функционалом качества оценок параметров смеси,

$$R(\mathbf{p}) = \int_0^{T+t_S} r(t|\mathbf{p}) dt,$$

$$W(k|t, \mathbf{p}) = \frac{w_k \Phi_k(t)}{\sum_{n=1}^K w_n \Phi_n(t)}$$

— апостериорный вес (надежность) ассоциации текущего отсчета нормированного распределения  $f(t)$  структурной составляющей отражательной характеристики с  $k$ -ой областью преимущественно диффузного отражения на поверхности 3D объекта.

Важно отметить, что апостериорные веса  $W(k|t, \mathbf{p})$  реализуют механизм автоматической байесовской мягкой классификации отсчетов временных профилей ПХ и временного профиля ЭПР по соответствующим отражающим областям на поверхности объекта локации. Оценивая надежности всех возможных гипотез, модели (3) являются адаптивными, т.е. подстраивают свои параметры к изменению ракурса наблюдения  $(\alpha, \beta)$  3D объекта.

Численное дифференцирование непрерывной компоненты ПХ при формировании оценок импульсной характеристики  $d^{(\text{cont})}(t) = \partial h^{(\text{cont})}(t)/\partial t$  объекта рационально выполнять с помощью сохраняющей форму кусочно-кубической интерполяции  $h^{(\text{cont})}(t)$  полиномами Эрмита [5, 11]. Хорошие оценки производных также дает аппроксимация  $h^{(\text{cont})}(t)$  локальной кубической регрессией, например, наименьших квадратов, взвешенных «расстоянием» [12].

Каноническая форма системы уравнений (6) позволяет получить ее решение с помощью простейшего численного метода последовательных приближений. Соответствующее пошаговое описание модифицированного ЕМ-алгоритма представлено в приложении к работе [4]. Количество парциальных импульсов

$K$  и начальное приближение  $\mathbf{p}[0]$  вектора параметров моделей (3) рационально выбирать в соответствии с количеством и положением  $\tau_{2k-1}, \tau_{2k}$  пар точек перегиба временных профилей  $d^{(\text{cont})}(t)$  и  $A_S^{(\text{cont})}(t)$ . Аналогично методике, представленной в работе [4],

$$T_k[0] = (\tau_{2k-1} + \tau_{2k}) / 2,$$

$$s_k[0] = (\tau_{2k} - \tau_{2k-1}) / 2,$$

$$v_k[0] = \frac{T_k[0] + 3s_k[0]}{T_k[0] - 3s_k[0]} \int f(t) dt,$$

$$w_k[0] = v_k[0] / \sum_{k=1}^K v_k[0], \quad k = 1, \dots, K.$$

Физические обоснованными моделями временных профилей разрывных составляющих ПХ и временного профиля ЭПР являются суперпозиции зондирующих сигналов

$$h^{(\text{disc})}(t) = \sum_{m=1}^M a_m u(t - T_m),$$

$$A_S^{(\text{disc})}(t) = \sum_{m=1}^M a_m i_S(t - T_m),$$

где  $M$  — количество областей преимущественно с направленным, т.е. интенсивным отражением факетов на поверхности объекта с ракурса  $(\alpha, \beta)$ ,  $a_m$  и  $cT_m/2$  — соответственно ЭПР и удаление от локатора  $m$ -ой «блестящей» области, где  $T_1 < T_2 < \dots < T_M$ . Аналогично моделям (3) разрывную компоненту временного профиля ЭПР удобно аппроксимировать конечной смесью нормированных по площади гауссовых зондирующих импульсов

$$\begin{aligned} \tilde{A}_S^{(\text{disc})}(t) &= \sum_{m=1}^M a_m \Phi_m(t) = \\ &= I_S A^{(\text{disc})} \sum_{m=1}^M w_m \Phi_m(t), \end{aligned} \quad (7)$$

где

$$I_S = \int_0^{t_S} i_S(t) dt,$$



$$A^{(\text{disc})} = \frac{1}{I_S} \int_0^{T+t_S} A_S^{(\text{disc})}(t) dt,$$

$$a_m = A^{(\text{disc})} w_m,$$

$$\varphi_m(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(t-T_m)^2}{2\sigma^2}\right\},$$

$$\sum_{m=1}^M w_m = 1.$$

В рамках модифицированного EM-алгоритма оптимальные оценки параметров  $\mathbf{p} = (w_1, \dots, w_M, T_1, \dots, T_M, s_1, \dots, s_M)$  полигауссовой модели (7) дает решение системы нелинейных уравнений (6), в котором

$$f(t) = A_S^{(\text{disc})}(t) / I_S A^{(\text{disc})}.$$

Упрощенное приближение разрывной компоненты временного профиля ЭПР предполагает одинаковые масштабы  $\sigma$  парциальных импульсов  $\varphi_m(t)$

$$\sigma^2 = \sum_{m=1}^M w_m s_m^2 =$$

$$= \frac{1}{R(\mathbf{p})} \sum_{m=1}^M \int_0^{T+t_S} (t-T_m)^2 W(m|t, \mathbf{p}) r(t|\mathbf{p}) dt. \quad (8)$$

Решение системы уравнений (6) предусматривает хронологическую последовательность итерационного взаимодействия параметров моделей (3) и (7). На  $E$ -шаге при значении вектора  $\mathbf{p}[i-1]$ ,  $i = 1, 2, \dots$ , на  $i$ -ой итерации рассчитывается матрица апостериорных весов  $W(k|t, \mathbf{p}[i-1])$ , где  $k = 1, \dots, K$  для непрерывных компонент и  $k = 1, \dots, M$  для разрывных компонент отражательных характеристик объекта. На  $M$  шаге обновляется значение вектора  $\mathbf{p}[i]$  в соответствии с уравнениями (6).

## 5. ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ ЭКСПЕРИМЕНТЫ

В наших вычислительных экспериментах применялась гауссова модель  $i_S(t) = \exp\{-(1 - 2t/t_S)^2 \ln 10\}$  нормированного зондирующего импульса с длительностью  $t_S = 1$ нс по уровню 0,1 от максимума. Оптимальные оценки параметров полигауссовых моделей (3), основанные на критериях правдоподобия (4) и расстояния (5), для непрерывных структурных компонент импульсных отражательных характеристик  $Imewes$  представлены в табл. 1. Максимально правдоподобное полигауссово приближение  $\tilde{A}_S^{(\text{cont})}(t)/A_c$  приведено на рис. 9, где кривая 3 иллюстрирует ошибки аппроксимации  $e_A(t) = \{A_S^{(\text{cont})}(t) - \tilde{A}_S^{(\text{cont})}(t)\}/A_c$  непре-

Таблица 1. Оценки параметров полигауссовых моделей непрерывных отражательных характеристик  $Imewes$ .  $T = 28,9$  нс,  $h^{(\text{cont})}(T) = 0,72568$  м<sup>2</sup>,  $A_c = 0,41353$  м<sup>2</sup>нс

$k$	Правдоподобие			Расстояние		
	$L[10] = -2,4058, D[10] = 0,0072$			$L[10] = -2,4060, D[10] = 0,0054$		
	$w_k[10]$	$T_k[10]$	$s_k[10]$	$w_k[10]$	$T_k[10]$	$s_k[10]$
1	0,42892	6,8123	0,6449	0,3876	6,7333	0,5857
2	0,2144	8,1264	0,4251	0,2465	8,0826	0,4314
3	0,0589	9,7985	0,5946	0,0547	9,7805	0,5274
4	0,0316	12,0081	0,3672	0,0308	11,9606	0,3602
5	0,0246	12,6823	0,2945	0,0271	12,6878	0,2724
6	0,0277	13,4852	0,4022	0,0257	13,5161	0,3564
7	0,0478	15,0178	0,3875	0,0506	15,0427	0,3975
8	0,0659	16,4654	0,5092	0,0583	16,4506	0,4148
9	0,0163	18,4118	0,8767	0,0197	18,2650	0,9407
10	0,0136	20,9544	0,8617	0,0094	20,7462	0,4167
11	0,0701	23,5716	0,4893	0,0656	23,5073	0,4879

рывной компоненты временного профиля ЭПР в масштабе правой шкалы.

Процесс сходимости модифицированного EM-алгоритма, реализующего критерий правдоподобия (4), демонстрирует рис. 10. Сходимость достигается практически за три–четыре итерации по обоим критериям. Отметим, что плавная сходимость алгоритма, реализующего критерий расстояния, подтверждает эффективность комбинированной цели обучения моделей [10]. Первую итерацию рационально выполнять на основе

критерия правдоподобия, что обеспечивает кардинальный шаг в область субоптимальных параметров. Последующие итерации, реализующие критерий расстояния, обеспечивают точную настройку параметров моделей.

Оптимальные оценки параметров полигауссовой модели (7) для разрывной структурной компоненты  $\tilde{A}_S^{(\text{disc})}(t)/(I_S A^{(\text{disc})})$  временного профиля ЭПР *Imews* представлены в табл. 2. Максимально правдоподобное приближение приведено на рис. 11. Кривые 4 и 5 иллюстрируют ошибки аппроксимации

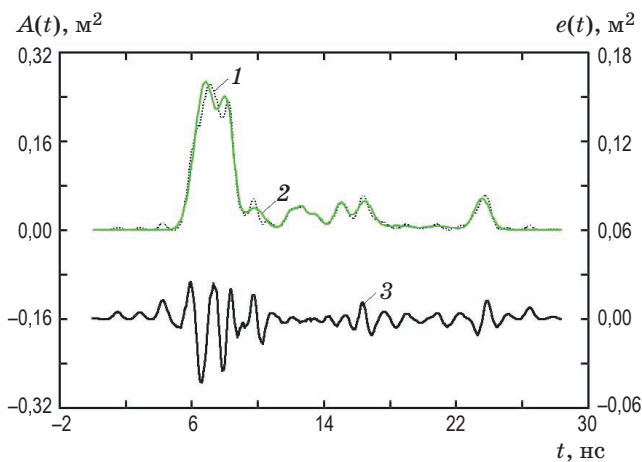


Рис. 9. Полигауссово приближение непрерывной компоненты временного профиля ЭПР *Imews* при  $t_S = 1$  нс, ракурсе  $\alpha = 180^\circ$ ,  $\beta = 80^\circ$ . 1 —  $A_S^{(\text{cont})}(t)/A_c$ , 2 —  $\tilde{A}_S^{(\text{cont})}(t)/A_c$ , 3 —  $e_A(t)$ .

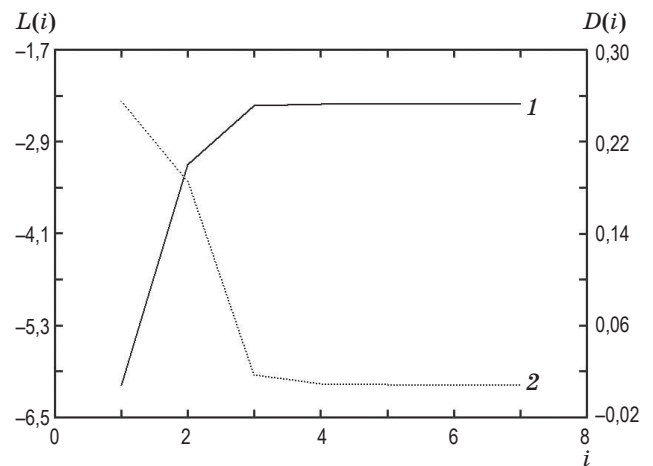
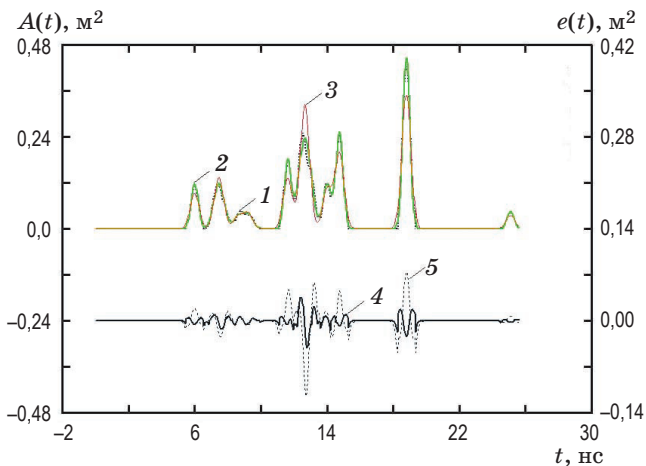


Рис. 10. Сходимость EM-алгоритма. 1 — правдоподобие, 2 — расстояние.

Таблица 2. Оценки параметров полигауссовой модели разрывной компоненты временного профиля ЭПР *Imews*.  $T = 28,9$  нс,  $I_S A^{(\text{disc})} = 2,4974$  м<sup>2</sup>нс,  $\sigma = 0,2763$  м<sup>2</sup>

m	Правдоподобие			Расстояние		
	$L[10] = -2,0090, D[10] = 0,0047$			$L[10] = -2,0117, D[10] = 0,0050$		
	$w_m[10]$	$T_m[10]$	$s_m[10]$	$w_m[10]$	$T_m[10]$	$s_m[10]$
1	0,0639	5,9997	0,2157	0,0638	6,006	0,2075
2	0,0932	7,4656	0,3144	0,0939	7,4679	0,3110
3	0,0226	8,6259	0,2883	0,0212	8,6063	0,2538
4	0,0283	9,2231	0,3003	0,0295	9,2175	0,2848
5	0,0932	11,6269	0,2079	0,1011	11,6607	0,2219
6	0,2241	12,6655	0,3769	0,2138	12,6802	0,3489
7	0,0726	14,0216	0,2515	0,0729	13,9936	0,2534
8	0,1364	14,7558	0,2157	0,1393	14,7450	0,2141
9	0,2415	18,8000	0,2155	0,2404	18,7998	0,2063
10	0,0243	25,1000	0,2155	0,0242	25,1001	0,2063



**Рис. 11.** Полигауссово приближение разрывной компоненты временного профиля ЭПР *Imews* при  $t_S = 1$  нс и ракурсе  $\alpha = 180^\circ$ ,  $\beta = 80^\circ$ . 1 —  $A_S^{(\text{disc})}(t)/(I_S A^{(\text{disc})})$ , 2 —  $\tilde{A}_S^{(\text{disc})}(t|s)/(I_S A^{(\text{disc})})$ , 3 —  $\tilde{A}_S^{(\text{disc})}(t|\sigma)/(I_S A^{(\text{disc})})$ , 4 —  $e_A(t|s)$ , 5 —  $e_A(t|\sigma)$ .

$e_A(t) = \{A_S^{(\text{disc})}(t) - \tilde{A}_S^{(\text{disc})}(t)/(I_S A^{(\text{disc})})\}$  для различных  $s = (s_1, \dots, s_M)$  и одинаковых масштабов  $\sigma$ . Усреднение масштабов парциальных импульсов, как и следовало ожидать, увеличивает ошибки аппроксимации примерно в два раза.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Лабунец Л.В. Цифровые модели изображений целей и реализаций сигналов в оптических локационных системах: уч. пособ. М.: изд. МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2007. 216 с.
2. Лабунец Л.В. Цифровое моделирование оптических отражательных характеристик целей в режиме реального времени: уч. пособ. М.: изд. МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2013. 211 с.
3. Лабунец Л.В., Анищенко Н.Н. Структурный анализ переходных характеристик 3D-объектов в однопозиционной системе оптической локации // Радиотехника и электроника. 2011. Т. 56. № 2. С. 163–177. Labunets L.V., Anishchenko N.N. Structural analysis of transient characteristics of 3D objects in a monostatic optical location system // J. Commun. Technology and Electronics. 2011. V. 56. № 2. P. 145–159. DOI: 10.1134/S1064226911010050.
4. Лабунец Л.В., Лукин Д.С., Червяков А.А. Реконструкция отражательных характеристик 3D-объектов в однопозиционной системе оптической локации // Радиотехника и электроника. 2012. Т. 57. № 12. С. 1289–1300. Labunets L.V., Lukin D.S., Chervyakov A.A. Reconsrtuction of reflection characteristics of 3D objects in a monostatic optical location system // J. Commun. Technology and Electronics. 2012. V. 57. № 12. P. 1265–1275. DOI: 10.1134/S1064226912110058.
5. Лабунец Л.В., Борзов А.Б., Ахметов И.М. Регуляризованная параметрическая модель индикатрисы коэффициента яркости шероховатой поверхности // Оптический журнал. 2019. Т. 86. № 10. С. 20–29. Labunets L.V., Borzov A.B., Akhmetov I.M. Regularized parametric model of the angular distribution of the brightness factor of a rough surface // JOT. 2019. V. 86. № 10. P. 618–626. <https://doi.org/10.1364/JOT.86.000618>.
6. Гливенко В.И. Интеграл Стильтьеса. М.-Л.: ОНТИ НКТП СССР, 1936. 216 с.
7. Martin E., Kriegel H.-P., Sander J., Xu Xiaowei. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise // Proc. Second Internat. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96) / Evangelos Simoudis, Jiawei Han, Usama M. Fayyad. AAAI Press, 1996. P. 226–231.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлена физически обоснованная методика декомпозиции импульсных отражательных характеристик на непрерывные и разрывные структурные компоненты, порождаемые гранями 3D объекта преимущественно с диффузным и направленным рассеянием. Показано, что интеллектуальный анализ кластерной структуры дальностного портрета в координатах глубина сцены — яркость граней позволяет надежно идентифицировать яркие участки с интенсивным отражением зондирующего излучения объектом в однопозиционной лазерной локационной системе. Результаты кластеризации дальностного портрета позволили, в свою очередь, сформировать параметрические модели для структурных компонент импульсных отражательных характеристик объекта локации. Применение подобного рода моделей в аппаратно-программных комплексах поверочного цифрового моделирования работы оптико-электронных локационных систем в реальном времени позволяет накопить представительную базу данных и на ее основе обосновать выбор информативных признаков для алгоритмов принятия решений и их параметров.

8. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности: справ. изд. / под ред. Айвазяна С.А. М.: Финансы и статистика, 1989. 607 с.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. М.: ИД «Вильямс», 2006. 1104 с.  
*Haykin Simon S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation. 2nd ed. N.Y.: Prentice Hall, 1999. 842 p.*
10. Лабунец Л.В. Рандомизация многомерных распределений в метрике Махаланобиса // Радиотехника и электроника. 2000. Т. 45. № 10. С. 1214–1225.  
*Labunets L.V. Randomization of multidimensional distributions in the Mahalanobis metric // J. Commun. Technology and Electronics. 2000. V. 45. № 10. P. 1093–1104. ISSN 1064-2269.*
11. Fritsch F.N., Carlson R.E. Monotone piecewise cubic interpolation // SIAM J. Numerical Analysis. 1980. V. 17. P. 238–246.
12. McLain D.H. Drawing contours from arbitrary data points // The Computer J. 1974. V. 17. № 4. P. 318–324.