

На правах рукописи

**АХМЕТОВ ИЛЬДАР МАРАТОВИЧ**

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ  
СИСТЕМ ЛАЗЕРНОЙ ЛОКАЦИИ ДЛЯ СИНТЕЗА  
МОДЕЛЕЙ И АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ 3D-ОБЪЕКТОВ**

Специальность

2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации, статистика

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук



Москва – 2023

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана).

Научный руководитель: **Лабунец Леонид Витальевич**  
доктор технических наук, старший научный сотрудник,  
профессор кафедры автономных информационных и  
управляющих систем МГТУ им. Н.Э. Баумана

Официальные оппоненты: **Корсун Олег Николаевич**  
доктор технических наук, профессор, руководитель научно-  
образовательного центра федерального автономного  
учреждения «Государственный научно-исследовательский  
институт авиационных систем»

**Травина Елена Игоревна**  
кандидат технических наук, начальник лаборатории  
закрытого акционерное общества «МНИТИ»

Ведущая организация: **Публичное акционерное общество «Научно-  
производственное предприятие «Импульс»**

Защита диссертации состоится 23 мая 2023 г. в 14 ч 30 мин на заседании диссертационного совета 24.2.331.14 при МГТУ им. Н.Э. Баумана по адресу: 105005, г. Москва, Госпитальный пер., д. 10, факультет «Специальное машиностроение» МГТУ им. Н.Э. Баумана, ауд. 613м.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МГТУ им. Н.Э. Баумана и на сайте <https://www.bmstu.ru>.

Отзывы на автореферат в двух экземплярах, заверенные печатью, просьба направлять по адресу: 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, д. 5, стр. 1, МГТУ им. Н.Э. Баумана, ученому секретарю диссертационного совета 24.2.331.14.

Автореферат разослан «\_\_\_» марта 2023 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета,  
к.т.н., доцент

Муратов Игорь Валентинович

## 1. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Современные лазерные локаторы позволяют принимать сигнал, отраженный от объектов как естественного, так и антропогенного происхождения (3D-объекты) со сложной электрофизической структурой и формой. Методология автоматизированного проектирования лазерного локатора требует рационального сочетания дополняющих друг друга методов натурных измерений, физического и математического моделирования сигналов локатора и отражательных характеристик 3D-объектов. В задаче формирования представительной базы данных (БД) отражательных характеристик различных 3D-объектов ведущая роль принадлежит аппаратно-программным комплексам имитационного цифрового моделирования импульсных отражательных характеристик. Адекватное воспроизведение в ходе компьютерных вычислений основных физических законов отражения для достаточно коротких зондирующих импульсов позволяет реализовать надежное распознавание 3D-объектов на основе обнаружения закономерностей, скрытых во временном профиле импульсной эффективной площади рассеяния (ЭПР) 3D-объекта.

Теории оптимизации и принятия решений, а также методы машинного обучения становятся неотъемлемой средой системного подхода к синтезу блоков интеллектуального анализа данных (ИАД) в оптико-электронных системах. Актуальной, в связи с этим, является потребность в реализации технологий искусственного интеллекта для формирования функционирующих в режиме реального времени моделей входных сигналов локационных систем при решении задач управления и распознавания образов.

**Научная задача** формулируется следующим образом:

- формирование БД по результатам расчета отражательных характеристик 3D-объектов;
- разработка методик по обнаружению закономерностей, скрытых в импульсных отражательных характеристиках 3D-объектов, и формирование их моделей;
- обоснование процедур для синтеза алгоритмов по распознаванию 3D-объектов в системах лазерной локации.

**Степень разработанности темы** определяется результатами предшествующих исследований: Мусьяков М.П., Мищенко И.Д. – проблемы ближней лазерной локации; Бурый Е.В., Рождествин В.Н. – импульсная лазерная локация; Карасик В.Е., Орлов В.М. – лазерные системы видения; Легкий В.Н., Топорков В.Д. – распознавание объектов трехмерными лазерными локаторами; Топорец А.С., Торранс К.Е., Спарроу Е.М. – оптика

шероховатых поверхностей; Лабунец Л.В., Непогодин И.А. – цифровое моделирование оптических отражательных характеристик объектов.

Вместе с тем, в полном объеме не представлены методики проектирования блоков распознавания 3D-объектов на основе интеллектуального анализа сигналов однопозиционных короткоимпульсных лазерных локаторов ближнего действия.

**Актуальность темы исследования** обусловлена следующими причинами. В современных системах автоматизированного проектирования оптико-электронных систем методология ИАД по результатам имитационного цифрового моделирования входных сигналов и машинных методов обучения алгоритмов принятия решений занимает главенствующие позиции по отношению к традиционным методам натурных измерений и физического моделирования. БД цифровых моделей отражательных характеристик 3D-объектов оптической локации предоставляют уникальные возможности по обнаружению закономерностей, скрытых во входных сигналах локационных систем, и обоснованию алгоритмов распознавания 3D-объектов.

**Целью диссертации** является создание методических и программных средств интеллектуального анализа отражательных характеристик 3D-объектов в системах лазерной локации для решения практически важных задач по выделению информативных признаков, синтезу и анализу алгоритмов распознавания 3D-объектов.

Достижение поставленной цели обеспечивается решением следующих задач, составляющих **основные этапы исследования**:

1. Разработка неканонических спектральных моделей многомерных случайных полей, воспроизводящих статистические характеристики изображений подстилающей поверхности;
2. Создание фотометрической модели рассеяния оптического излучения покрытием 3D-объекта, обеспечивающей приемлемые вычислительные затраты и точность моделирования сигналов и изображений в оптических локационных системах;
3. Разработка параметрических моделей импульсных отражательных характеристик 3D-объектов для цифрового моделирования в режиме реального времени входных сигналов лазерных локационных систем;
4. Интеллектуальный анализ закономерностей, скрытых в отсчетах временных профилей импульсных отражательных характеристик 3D-объектов локации, для обоснования и реализации процедур распознавания 3D-объектов.

**Методы исследований.** Методической основой моделей и алгоритмов служат:

1. Методы кратномасштабного анализа изображений фонов и подстилающих поверхностей в базисе дискретного вейвлет преобразования;

2. Теория статистического моделирования, параметрические спектральные модели многомерных случайных полей, методы многомерного спектрального оценивания;

3. Теоретическая фотометрия, гониоспектрофотометрические исследования индикатрис рассеяния оптического излучения шероховатыми поверхностями и их математическое моделирование;

4. Методы теории вероятностей и прикладной математической статистики оценивания многомерных распределений;

5. Интеллектуальный анализ данных для алгоритмического обнаружения закономерностей, скрытых в динамике локационных сигналов;

6. Методы, модели и алгоритмы статистической теории распознавания образов.

**Объектом исследования** являются отражательные характеристики 3D-объектов, облучаемых однопозиционными короткоимпульсными лазерными локационными системами ближнего действия.

**Предметом исследования** являются методы, модели и алгоритмы ИАД для обнаружения нетривиальных и практически полезных закономерностей во временном профиле отраженного сигнала и формирования моделей этих закономерностей, т.е. приобретения знания для эффективного распознавания 3D-объектов.

**Научная новизна** работы состоит в создании новых методик, статистических моделей и алгоритмов интеллектуального анализа полей и сигналов оптико-электронных короткоимпульсных локационных систем. Научная новизна включает в себя:

1. Разработку моделей и алгоритмов статистического моделирования изображений фонов и подстилающих поверхностей. Обоснование и оптимизацию параметров рандомизированных моделей энергетических спектров анизотропных полей;

2. Синтез регуляризованных лучевых моделей рассеяния оптического излучения шероховатыми поверхностями, обеспечивающих баланс вычислительных затрат и корректность воспроизведения физических закономерностей процесса отражения;

3. Алгоритмический подход к обнаружению закономерностей, скрытых в импульсных отражательных характеристиках 3D-объектов лазерной локации;

4. Разработку методик синтеза и машинных методов обучения алгоритмов распознавания 3D-объектов.

**Практическая значимость работы** состоит в замене дорогостоящих натуральных измерений рассеяния оптического излучения адекватным универсальным и гибким вычислительным экспериментом, а также в решении важных научно-технических задач интеллектуального анализа входных сигналов лазерных локационных систем для распознавания 3D-объектов.

**Область практического применения.** Методики, представленные в диссертации совокупностью моделей и алгоритмов, а также программное обеспечение применяют для:

- исследования отражательных характеристик 3D-объектов в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах спектра электромагнитных волн;
- обоснования выбора основных параметров и анализа эффективности функционирования однопозиционных систем лазерной локации;
- цифровой обработки функций яркости 3D-объектов;
- формирования пространства информативных признаков и синтеза правил распознавания 3D-объектов в однопозиционных системах лазерной локации.

**Достоверность полученных результатов** подтверждается применением ранее полученных фундаментальных результатов; корректным использованием апробированного математического аппарата; сопоставлением результатов, полученных различными проверенными на практике методами; анализом факторов, влияющих на изучаемые процессы; наличием достоверных экспериментальных данных, согласованностью полученных непротиворечивых результатов с исследованиями, опубликованными в открытой печати.

**Реализация результатов работы.** Результаты диссертации использованы организациями ракетно-космической промышленности при выполнении научно-исследовательских работ. Разработанные методики, модели и алгоритмы используются в учебном процессе МГТУ им. Н.Э. Баумана по дисциплинам «Основы теории и техники систем обработки информации в ракетно-космической технике», «Математическое и имитационное моделирование», «Моделирование систем ближней локации». Соответствующие использования результатов диссертации подтверждаются актами.

**Апробация работы.** Основные результаты диссертации доложены на трех международных конференциях: «Цивилизация знаний: российские реалии» (г. Москва, РосНОУ, 2019 г., 2020 г.), «Информационные технологии и интеллектуальные системы принятия решений (ITIDMS-III-2022)» (г. Москва, РосНОУ, 2022 г.).

**Личный вклад и публикации.** Результаты, представленные в диссертации, получены лично автором. По теме диссертации автором опубликовано 8 научных работ (общим объемом 4,8 п.л./3,3 п.л.), из них 5 работ в изданиях, входящих в перечень ВАК при Минобрнауки России или индексируемых в базе данных Scopus.

**Положения, выносимые на защиту.**

1. Предложены рандомизированные модели энергетических спектров многомерных случайных полей и алгоритмы статистического моделирования анизотропных изображений фонов и подстилающих поверхностей;
2. Предложены регуляризованные фотометрические модели индикатрис рассеяния оптического излучения шероховатыми поверхностями, гарантирующие их численную устойчивость и необходимую точность аппроксимации экспериментальных данных;
3. Предложены параметрические модели, функционирующие в режиме реального времени, для импульсных отражательных характеристик 3D-объектов в оптическом диапазоне;
4. Разработана методика формирования пространства информативных признаков для распознавания 3D-объектов в однопозиционных короткоимпульсных системах лазерной локации ближнего действия;
5. Разработана методика синтеза и оптимизации параметров в алгоритмах кластеризации и классификации 3D-объектов.

**Объем и структура работы.** Структура: введение, четыре главы, заключение. Содержит 110 страниц, 50 рисунков, 16 таблиц и 55 наименований в списке литературы.

## **2. СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

**Во введении** представлены обоснование актуальности научной задачи и краткая характеристика научного направления, решающего указанную задачу. Сформулированы цель работы и основные положения, выносимые на защиту. Приведены структура диссертации, формы апробации и внедрения ее результатов.

**В первой главе** описаны главные этапы имитационного цифрового моделирования оптических отражательных характеристик 3D-объектов локации. Проанализированы физические закономерности трансформации индикатрис коэффициентов яркости для конструкционных материалов при изменении углов падения и наблюдения facets. Изложены принципы создания геометрических образов 3D-объектов. Обосновано

применение адаптивных алгоритмов численного интегрирования для двумерных функций яркостей 3D-объектов локации для формирования дальностных портретов (ДП).

Получил дальнейшее развитие спектральный метод параметрического описания многомерных случайных полей для статистического моделирования изображений фонов и подстилающих поверхностей [1, 8]. Рассмотрено семейство моделей спектральных плотностей мощности (СПМ)  $S(\mathbf{U}|\boldsymbol{\theta})$  анизотропных случайных полей в виде смеси стандартных эллипсоидально-симметричных спектров

$$S(\mathbf{U}|\boldsymbol{\theta}) = \sum_{k=1}^K p_k S_k(\mathbf{U}|\boldsymbol{\theta}_k), \sum_{k=1}^K p_k = 1, \quad (1)$$

$$S_k(\mathbf{U}|\boldsymbol{\theta}_k) = [f\{D^2(\mathbf{U}|\mathbf{A}_k, \mathbf{B}_k)\} + f\{D^2(\mathbf{U}|\mathbf{A}_k, \mathbf{B}_k)\}]/(2S_1 v_{N-1} \sqrt{|\det(\mathbf{B}_k)|})$$

в метрике Махаланобиса  $D(\mathbf{U}|\boldsymbol{\theta}_k) = \sqrt{(\mathbf{U} - \mathbf{A}_k)^T \mathbf{B}_k^{-1} (\mathbf{U} - \mathbf{A}_k)}$ ,  $\boldsymbol{\theta}_k = (\mathbf{A}_k, \mathbf{B}_k)$ . Предложена методика оптимизации параметров  $\boldsymbol{\theta} = (p_1, \dots, p_K, \mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_K, \mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_K)$  этой модели с помощью модифицированного ЕМ-алгоритма.

Представлены результаты анализа кластерной структуры СПМ (Рисунок 1) экспериментально измеренных изображений подстилающих поверхностей, а также соответствующие им параметры полигауссовской модели (1) СПМ.

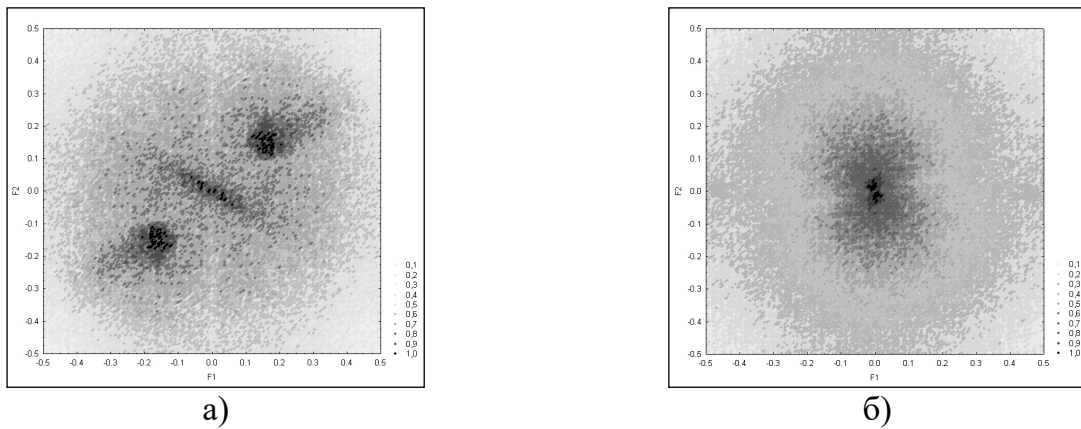


Рисунок 1. Кластерная структура СПМ спутниковых изображений: поверхности моря – а); горной местности – б).

Предложенная неканоническая модель многомерного случайного поля обосновывает необходимость и демонстрирует эффективность методологии ИАД и машинных методов обучения моделей многомерного спектрального оценивания, а также алгоритмов статистического моделирования изображений фонов и подстилающих поверхностей для адекватного воспроизведения корреляционно-спектральных характеристик спутниковых изображений земной поверхности.

**Вторая глава** посвящена математическому моделированию индикатрис рассеяния оптического излучения шероховатыми поверхностями. Обоснована необходимость



модификации известной трехпараметрической модели новой шестипараметрической моделью пространственной индикатрисы коэффициента яркости facets [3] в виде суммы направленной  $r_B(\psi, \theta, \varphi)$  и диффузной  $r_D(\psi, \theta, \varphi)$  компонент, взвешенных соответственно весами  $w_B$  и  $w_D$

$$r(\psi, \theta, \varphi) = w_B r_B(\psi, \theta, \varphi) + w_D r_D(\psi, \theta, \varphi), \quad (2)$$

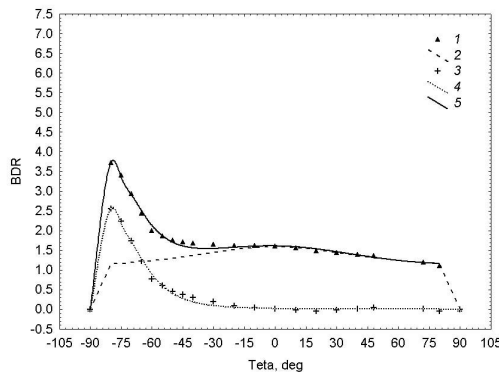
$$r_B(\psi, \theta, \varphi) = S(\alpha_B, \sigma_B) \frac{R(\gamma_B)}{R(0)} \frac{P(\psi_B, \theta, \varphi)}{\cos(\psi_B) \cos(\theta)}, \quad r_D(\psi, \theta, \varphi) = \frac{S_{(+)}(\alpha_D, \sigma_D)}{\cos(\theta)}.$$

Угловые расходимости компонент определяются параметрами масштаба  $\sigma_B, \sigma_D$ . Положения локальных максимумов направленной и диффузной составляющих определяются параметрами смещениями  $\Delta\psi$  и  $\Delta\theta$  относительно направления зеркального отражения и нормали к facetу соответственно.

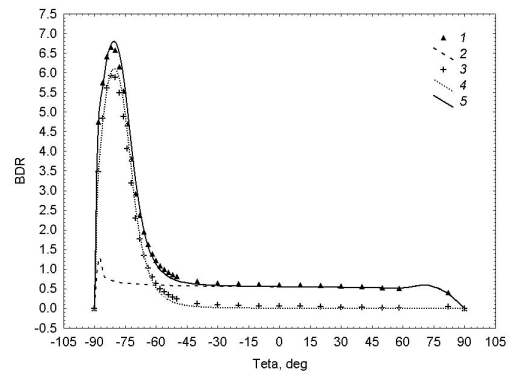
Указанные выше параметры входят в состав модели направленной составляющей индикатрисы через тригонометрические функции углов  $\psi_B = \psi + \Delta\psi$ ,  $\alpha_B, \gamma_B$  для распределения  $S(\alpha_B, \sigma_B)$  площадей микрограней шероховатой поверхности, коэффициента отражения  $R(\gamma_B)$  микрограниц и вероятности отсутствия ее затенения и маскировки  $P(\psi_B, \theta, \varphi)$  соседними гранями. Предложенная модель диффузной составляющей индикатрисы устраняет погрешности грубого описания рассеяния излучения шероховатой поверхности законом Ламберта [2]

$$S_{(+)}(\alpha_D, \sigma_D) = \frac{\sigma_D^2 \cos(\alpha_D)}{1 + (\sigma_D^2 - 1) \cos^2(\alpha_D)}, \quad \cos(\alpha_D) = \frac{\cos(2\Delta\theta) + \cos(2\theta)}{2 \cos(\gamma_D)}.$$

Модель (2) позволила адекватно описать обнаруженные в эксперименте зависимости составляющих индикатрисы от угла падения, длины волны, степени поляризации зондирующего излучения и показателей шероховатости facetа (Рисунок 2).



а)  $\psi = 60^\circ$



б)  $\psi = 70^\circ$

Рисунок 2. Трансформации относительной индикатрисы яркости на длине волны 0,91 мкм:  
1 – эксперимент; 2 – модель диффузной компоненты;  
3 и 4 – направленная компонента и ее модель;  
5 – модель коэффициента яркости.

Двукратное увеличение количества параметров потребовало реализации метода по регуляризации модели индикатрисы для устранения эффекта ее переобучения. Предложен агрегированный критерий среднего риска [3] для регрессионных зависимостей  $w_B(\cos \psi)$ ,  $\Delta\psi(\cos \psi)$ ,  $\sigma_B(\cos \psi)$ ,  $w_D(\cos \psi)$ ,  $\Delta\theta(\cos \psi)$ ,  $\sigma_D(\cos \psi)$  параметров индикатрисы от косинуса угла падения. Рациональной основой таких зависимостей является сохраняющая форму кусочно-кубическая интерполяция полиномами Эрмита. Этот интерполянт позволяет выбрать первые производные полиномиальной регрессии, что обеспечивает гладкость зависимостей параметров индикатрисы от косинуса угла падения.

Компромисс между ошибками описания экспериментальных данных и сложностью модели, обеспечивающей ее численную устойчивость, реализован следующими критериями регуляризации кусочно-полиномиальной регрессии:

- умеренное увеличение среднего квадрата ошибки аппроксимации экспериментальных данных;
- приемлемая степень сложности интерполянта Эрмита по критерию инвариантного по сложности расстояния (Complexity-Invariant Distance – CID).

В заключении главы приведена методика поиска робастных оценок для параметров модели индикатрисы [3], оптимальных по агрегированному критерию среднего риска.

**В третьей главе** представлена методика идентификации локальных участков интенсивного отражения на поверхности 3D-объекта с помощью анализа его двумерной функции яркости  $f(y, z)$ , рассчитанной в узлах адаптивной сетки  $(y_j, z_k)$  в картинной плоскости, которая перпендикулярна направлению облучения-наблюдения. В процессе численного интегрирования функции яркости для текущего ракурса  $(\alpha, \beta)$  3D-объекта локации формируется ДП [9] в формате двумерной диаграммы рассеяния (Рисунок 3).

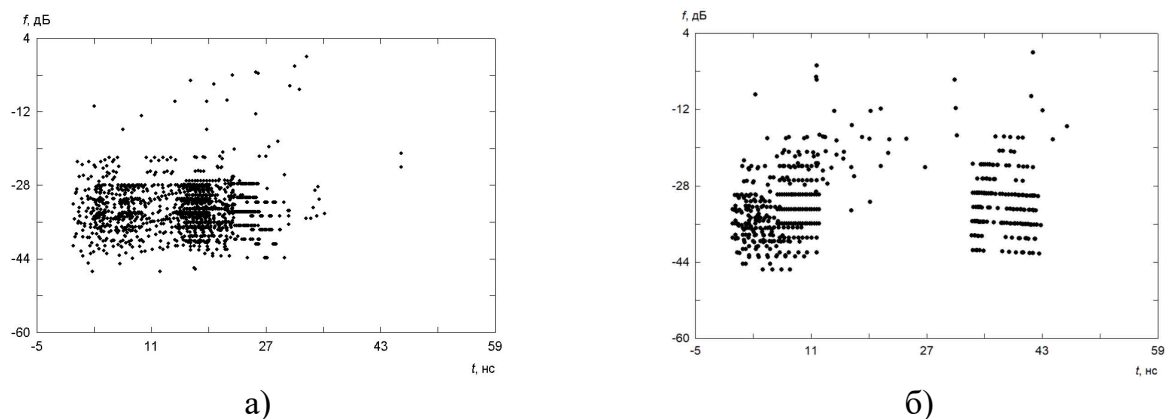


Рисунок 3. ДП 3D-объектов:  $C1$  для  $\alpha=0^\circ$ ,  $\beta=40^\circ$  – а);  $C2$  для  $\alpha=180^\circ$ ,  $\beta=60^\circ$  – б).

Анализ топологии ДП с помощью алгоритма DBSCAN позволил выделить кластеры малых значений яркости, обусловленных отражением от facets с диффузным рассеянием. Аномально большие значения яркости указывают на «блестящие» facets с направленным отражением. Робастные модели дискриминантных границ для полученных кластеров формирует полиномиальная машина опорных векторов (Support Vector Machine – SVM). SVM-классификатор (Рисунок 4) минимизирует количество возможных ошибок кластеризации.

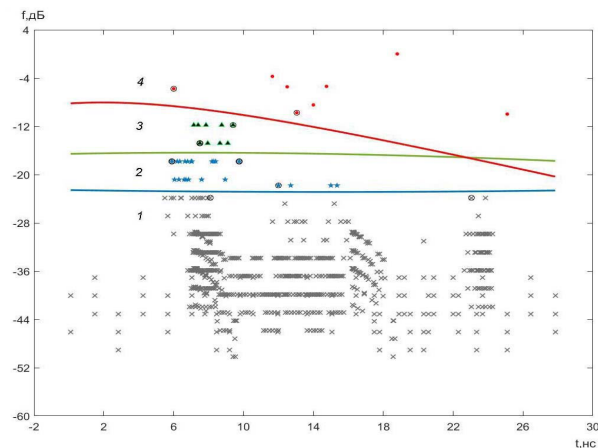


Рисунок 4. Робастные SVM-границы четырех кластеров ДП 3D-объекта  $C1$  для  $\alpha=180^\circ$ ,  $\beta=80^\circ$ .

Результаты анализа кластерной структуры ДП позволили предложить физически обоснованную параметрическую модель временного профиля импульсной ЭПР 3D-объектов [4]. Facets преимущественно с диффузным отражением (кластеры 1 и 2 на Рисунке 4) малых значений яркости формируют временные профили непрерывных структурных компонент ЭПР  $A^{(cont)}(t)$  (Рисунок 5, а). Напротив, «блестящие» facets с выраженным направленным рассеянием (кластеры 3 и 4 на Рисунке 4) порождают разрывные составляющие ЭПР  $A^{(disc)}(t)$  (Рисунок 5, б).

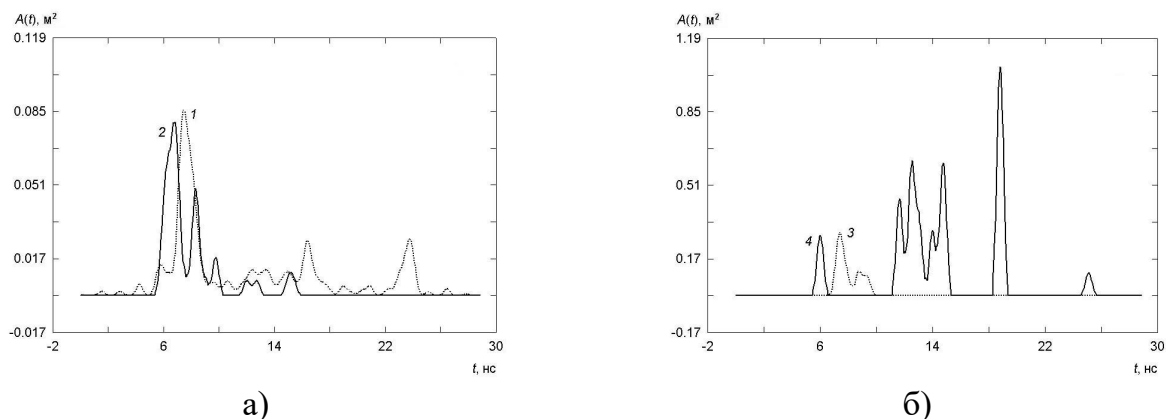


Рисунок 5. Структурные компоненты ЭПР кластеров ДП 3D-объекта  $C1$  для  $\alpha=180^\circ$ ,  $\beta=80^\circ$ : непрерывные – а); разрывные – б).

Цифровое моделирование в режиме реального времени отражательных характеристик 3D-объектов лазерной локации реализуют параметрические модели временных профилей структурных компонент импульсной ЭПР

$$A^{(cont)}(t) = S^{(cont)} \sum_{k=1}^K w_k^{(cont)} \varphi_k(t), A^{(disc)}(t) = S^{(disc)} \sum_{k=1}^M w_k^{(disc)} \varphi_k(t), \quad (3)$$

$$\varphi_k(t) = \exp\{-(t - T_k)^2 / (2s_k^2)\} / (s_k \sqrt{2\pi}).$$

Здесь  $S^{(cont)}$ ,  $S^{(disc)}$  – площади структурных компонент ЭПР;  $K$  – количество парциальных сигналов в моделях полигауссовских распределений для непрерывных компонент ЭПР  $A^{(cont)}(t)$ ;  $M$  – количество «блестящих» facets, формирующих разрывные компоненты ЭПР  $A^{(disc)}(t)$ ;  $w_k^{(cont)}$ ,  $w_k^{(disc)}$  – парциальные ЭПР, удовлетворяющие условиям нормировки  $\sum_{k=1}^K w_k^{(cont)} = 1$ ,  $\sum_{k=1}^M w_k^{(disc)} = 1$ .

Оценки ЭПР  $w_k^{(cont)}$ ,  $w_k^{(disc)}$ , а также характеристик положения  $T_k$  и масштаба  $s_k$  парциальных сигналов в моделях (3), оптимальные по критериям правдоподобия Фишера, получены с помощью модифицированного ЕМ-алгоритма [4]. Физически обоснованные начальные приближения параметров для обучения указанных моделей предоставляют результаты кластеризации ДП алгоритмом DBSCAN. Рисунок 6 демонстрирует результаты аппроксимации структурных компонент временного профиля импульсной ЭПР 3D-объекта *CI* для гауссовского зондирующего импульса длительностью 1 нс.

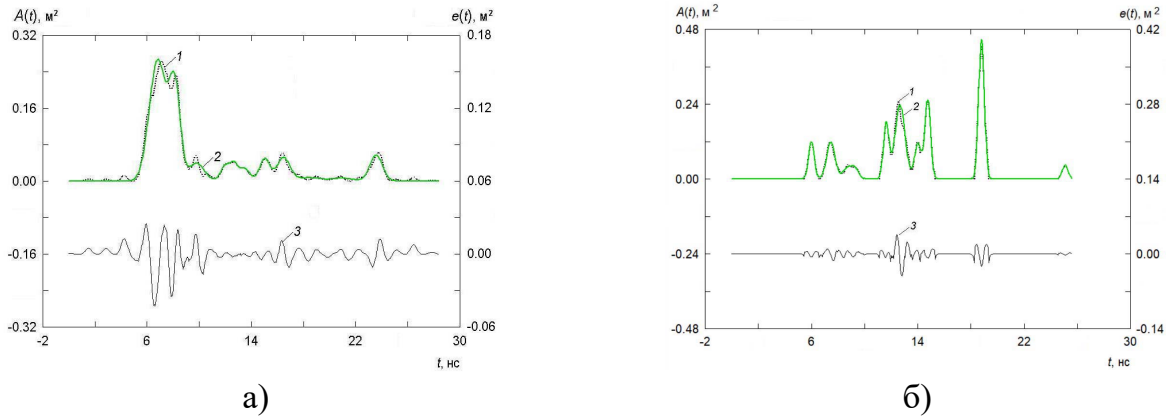


Рисунок 6. Полигауссовское приближение компонент  $A^{(cont)}(t)$  – а) и  $A^{(disc)}(t)$  – б): импульсная ЭПР – 1; модель – 2; ошибка – 3.

**Четвертая глава** посвящена решению задачи распознавания 3D-объектов лазерной локации. Представлены этапы синтеза процедур кластеризации и классификации 3D-объектов по обучающим примерам из БД имитационного цифрового моделирования импульсных отражательных характеристик.

Этап формирования пространства исходных признаков 3D-объекта, оптимальных по критерию цена-качество, реализован на основе морфологического анализа временного

профиля импульсной ЭПР  $A(t) = A^{(cont)}(t) + A^{(disc)}(t)$ ,  $0 \leq t \leq T_{\max}$  [5].

Проанализированы физически интерпретируемые и интуитивно понятные признаки: размер 3D-объекта  $x(1) = T_{\max}$ , пропорциональный длительности импульсной ЭПР; энергетические свойства 3D-объекта  $x(2)$ ,  $x(3)$  и  $x(4)$ , пропорциональные площади импульсной ЭПР, ее наибольшему значению и обобщенной амплитуде

$$x(2) = \int_0^{T_{\max}} A(v)dv, x(3) = \max_{0 \leq t \leq T_{\max}} \{A(t)\}, x(4) = \frac{1}{x(2)} \int_0^{T_{\max}} A^2(v)dv.$$

Сложность геометрической конфигурации 3D-объекта оценивают по степени гладкости  $x(5)$  кривой временного профиля ЭПР и ее кривизне  $x(6)$

$$x(5) = \sqrt{\sum_{m=1}^M \{A[m\Delta t] - A[(m-1)\Delta t]\}^2 + x(1)\Delta t}, M = x(1)/\Delta t,$$

$$x(6) = \sqrt{\sum_{m=2}^M \{A[m\Delta t] - 2A[(m-1)\Delta t] + A[(m-2)\Delta t]\}^2 + x(1)\Delta t},$$

где  $\Delta t$  – интервал временной дискретизации импульсной ЭПР.

На втором этапе методики распознавания образов исследуют кластерную структуру, статистические характеристики и критерии информативности выбранных признаков  $\mathbf{x} = \{x(1), \dots, x(6)\}^T$ . Результаты отображения выборки помеченных примеров  $\mathbf{X}_{11}, \mathbf{X}_{12}, \dots, \mathbf{X}_{1N_1}; \mathbf{X}_{21}, \mathbf{X}_{22}, \dots, \mathbf{X}_{2N_2}; \mathbf{X}_{31}, \mathbf{X}_{32}, \dots, \mathbf{X}_{3N_3}$  на гиперплоскость визуализации с помощью алгоритма Grand Tour подтвердили наличие кластерной структуры многомерной диаграммы рассеяния указанных шести исходных признаков объемом  $N_1 = N_2 = N_3 = 1369$  для каждого из трех 3D-объектов: крупного –  $C1$ , среднего –  $C2$  и малоразмерного –  $C3$ .

Робастные экспоненциально взвешенные оценки (ЭВО) Л.Д. Мешалкина для векторов математических ожиданий  $\mathbf{e}_k = \{e_k(1), \dots, e_k(6)\}^T$  и ковариационных матриц  $\mathbf{B}_k = \{b_k(i, j)\}$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, 6$  примеров продемонстрировали хорошую разделимость кластеров трех 3D-объектов  $k = 1, 2, 3$  (Таблица 1).

Таблица 1.

ЭВО математических ожиданий и средних квадратов отклонений признаков.

$\mathbf{x}$	3D-объект $C1$		3D-объект $C2$		3D-объект $C3$	
	$\mathbf{e}_1$	$\mathbf{s}_1$	$\mathbf{e}_2$	$\mathbf{s}_2$	$\mathbf{e}_3$	$\mathbf{s}_3$
$x(1)$	119,27	42,09	56,22	18,46	29,18	5,79
$x(2)$	28,41	11,47	11,34	5,22	2,54	0,35
$x(3)$	9,90	3,95	4,24	1,97	1,02	0,29
$x(4)$	3,33	1,47	1,45	0,76	0,43	0,14
$x(5)$	6,37	1,82	2,97	0,75	1,33	0,11
$x(6)$	2,91	0,34	1,80	0,21	1,21	0,12

В качестве критериев информативности признаков  $x(i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, 6$  выбраны расстояние Бхатачария между плотностями распределений вероятностей (ПРВ)  $p_k\{x(i)\}$  и  $p_l\{x(i)\}$  для  $k$ -го и  $l$ -го 3D-объектов  $\rho_{kl}(i) = -\ln \int \sqrt{p_k\{x(i)\}p_l\{x(i)\}}d\{x(i)\}$ ,  $k = 1, 2$ ,  $l = 2, 3$ ,  $l > k$ , а также энтропия как мера различимости 3D-объектов  $H\{x(i)\} = P\{x(i)\} \log_2 P\{x(i)\} - \sum_{k=1}^3 p_k\{x(i)\} \log_2 p_k\{x(i)\}$ ,  $P\{x(i)\} = \sum_{l=1}^3 p_l\{x(i)\}$ .

Результаты анализа показали, что *наиболее* информативными признаками по агрегированному расстоянию Бхатачария  $\rho(i) = \sqrt{\rho_{12}^2(i) + \rho_{13}^2(i) + \rho_{23}^2(i)}$  и критерию  $h(i) = \log_2 3 - \int H\{x(i)\}dx(i)$  являются площадь временного профиля ЭПР  $x(2)$ , длина его кривой  $x(5)$  и кривизна профиля  $x(6)$ .

Третий этап отображения обучающих примеров на пространство малой размерности информативных признаков реализован методом главных компонент [5]. Для объединенной выборки исходных признаков трех 3D-объектов  $C1$ ,  $C2$  и  $C3$  получены ЭВО вектора математического ожидания  $\mathbf{e} = \{e(1), \dots, e(6)\}^T$  и ковариационной матрицы  $\mathbf{B} = \{b(i, j)\}$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, 6$ , устойчивые к наличию аномалий в данных. Два наибольших собственных значения  $\lambda(1) = 4,999$  и  $\lambda(2) = 0,826$  матрицы  $\mathbf{B}$  обеспечивают величину дисперсии  $\{\lambda(1) + \lambda(2)\}/\{\lambda(1) + \dots + \lambda(6)\}$  по ошибке воссоздания данных не более 2,9%.

Ортогональное проецирование выборки центрированных и нормированных примеров  $\mathbf{y}_{kn} = \{y_{kn}(1), \dots, y_{kn}(6)\}^T$ ,  $y_{kn}(i) = \{x_{kn}(i) - e(i)\}/s(i)$ ,  $s(i) = \sqrt{b(i, i)}$  на гиперплоскость, заданную в пространстве исходных признаков собственными векторами  $\mathbf{v}(1)$  и  $\mathbf{v}(2)$  ковариационной матрицы  $\mathbf{B}$ , формирует множество значений  $F_{kn}(j) = \mathbf{y}_{kn}^T \mathbf{v}(j) / \sqrt{\lambda(j)}$ ,  $j = 1, 2$  двух главных признаков  $F(1)$  и  $F(2)$ . Диаграмма рассеяния главных признаков демонстрирует выраженную кластерную структуру (Рисунок 7, а).

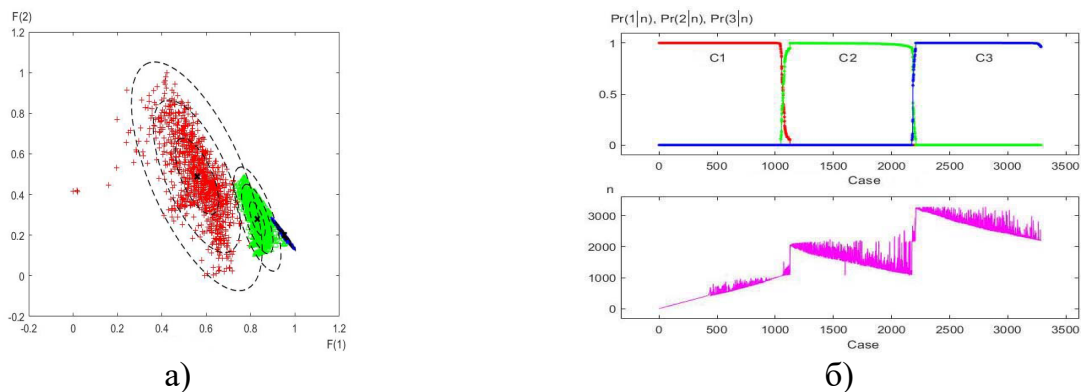


Рисунок 7. Байесовский классификатор 3D-объектов  $C1$ ,  $C2$ ,  $C3$ : диаграмма рассеяния – а); правило победителя – б).

Заключительный четвертый этап посвящен формированию правил распознавания образов. Представлена методика синтеза байесовского классификатора 3D-объектов локации на основе аппроксимации ПРВ главных признаков  $\mathbf{F} = \{F(1), F(2)\}^T$  полигауссовской моделью

$$p(\mathbf{F}) = \sum_{k=1}^3 q_k p_k(\mathbf{F}|\mathbf{E}_k, \mathbf{B}_k), p_k(\mathbf{F}|\mathbf{E}_k, \mathbf{B}_k) = \frac{\exp\{-D(\mathbf{F}|\mathbf{E}_k, \mathbf{B}_k)/2\}}{2\pi\sigma_k(1)\sigma_k(2)\sqrt{1-r_k^2}}, \quad (4)$$

где  $q_k$  – априорная вероятность наблюдать  $k$ -й 3D-объект;  $\mathbf{E}_k$  и  $\mathbf{B}_k$  – вектор математического ожидания кластера  $k$ -го 3D-объекта и его ковариационная матрица, выраженная через средние квадратичные отклонения  $\sigma_k(1)$ ,  $\sigma_k(2)$  и коэффициент корреляции  $r_k$ ;  $D(\mathbf{F}|\mathbf{E}_k, \mathbf{B}_k)$  – квадрат расстояния Махаланобиса  $k$ -й парциальной гауссоиды (Рисунок 7, а).

Параметры  $q_1 + q_2 + q_3 = 1$ ,  $\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2, \mathbf{E}_3, \mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \mathbf{B}_3$  конечной смеси (4), оптимальные по критерию правдоподобия Фишера, идентифицирует ЕМ-алгоритм по объединенной выборке обучающих примеров  $\mathbf{F}_n \in \{\mathbf{F}_{11}, \mathbf{F}_{12}, \dots, \mathbf{F}_{1N_1}, \mathbf{F}_{21}, \mathbf{F}_{22}, \dots, \mathbf{F}_{2N_2}, \mathbf{F}_{31}, \mathbf{F}_{32}, \dots, \mathbf{F}_{3N_3}\}$ . Финальные оценки параметров модели (4) сведены в Таблицу 2.

Таблица 2.

Максимально правдоподобные оценки параметров ПРВ главных признаков.

$k$	$q_k$	$E_k(1)$	$E_k(2)$	$\sigma_k(1)$	$\sigma_k(2)$	$r_k$
1	0,3268	0,5581	0,4886	0,0990	0,1881	–0,6445
2	0,3376	0,8306	0,2790	0,0361	0,0849	–0,6858
3	0,3356	0,9503	0,2014	0,0175	0,0263	–0,9842

Эквивалентные линии, соответствующие значениям расстояний Махаланобиса  $\sqrt{D(\mathbf{F}|\mathbf{E}_k, \mathbf{B}_k)} = 1, 2, 3$ , представлены тройками эллипсоидов на Рисунке 7, а для трех кластеров  $k = 1, 2, 3$  3D-объектов  $C1, C2$  и  $C3$ . Окончательное решение об обнаружении конкретного 3D-объекта принимают по правилу победителя, т.е. выбирают класс  $k_{opt}(n) = \max_{1 \leq k \leq 3} \{Pr_{kn}\}$  с наибольшей апостериорной вероятностью (Рисунок 7, б).

В качестве альтернативы предложенному байесовскому классификатору в диссертации представлены результаты кластеризации обучающей выборки главных признаков с помощью алгоритма DBSCAN. Вероятности пропуска 3D-объекта и ложной тревоги, т.е. соответственно ошибок кластеризации I-го и II-го рода этого алгоритма сведены в Таблицу 3.

Для кластеров, сформированных алгоритмом DBSCAN, рационально синтезировать робастные модели дискриминантных функций с помощью полиномиальной машины опорных векторов [5].

Таблица 3.

Вероятности ошибок распознавания 3D-объектов.

Ошибка	3D-объект C1		3D-объект C2		3D-объект C3	
	ЕМ	DBSCAN	ЕМ	DBSCAN	ЕМ	DBSCAN
I рода	0,0379	0,0351	0	0	0,1048	0,0840
II рода	0	0	0,1161	0,1064	0	0

В пространстве  $\Phi\{\mathbf{F}\} = \{1, F^2(1), F^2(2), \sqrt{2}F(1)F(2)\}^T$  нелинейного отображения информативных признаков  $\mathbf{F} = \{F(1), F(2)\}^T$  SVM-сеть синтезирует квадратичные дискриминантные функции  $D_{kl}(\mathbf{F}) = w_{kl}(0) + w_{kl}(1)F^2(1) + w_{kl}(2)F^2(2)$ ,  $k = 1, 2$ ,  $l = k + 1, 3$  (Рисунок 8), минимизирующие средний риск возможных ошибок кластеризации данных за счет максимально широких полос, разделяющих классы.

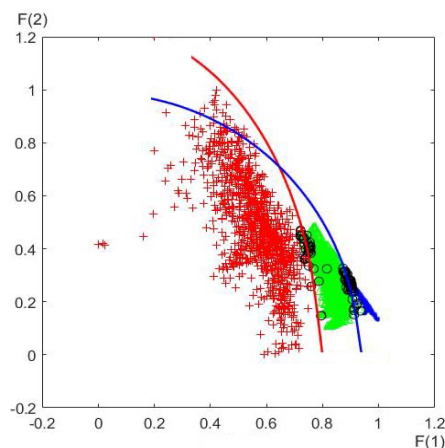


Рисунок 8. Робастные дискриминантные границы SVM-классификатора.

Дихотомию  $n$ -го наблюдения  $\mathbf{F}_n$  для пары  $k$ -го и  $l$ -го кластеров выполняют по правилу  $d_{kl}(n)D_{kl}(\mathbf{F}_n) > 0$ , где  $d_{kl}(n) = -1$ , если  $\mathbf{F}_n$  принадлежит  $k$ -му классу и  $d_{kl}(n) = +1$ , если  $\mathbf{F}_n$  принадлежит  $l$ -му классу. Оптимальные оценки параметров квадратичных SVM-классификаторов, реализующих принцип «один против одного», сведены в Таблицу 4.

Таблица 4.

Оптимальные оценки параметров квадратичных SVM-классификаторов.

$k, l$	1, 2	1, 3	2, 3
$w_{kl}(0)$	-32,2682	-8,4726	-82,7469
$w_{kl}(1)$	52,0041	12,2874	95,7096
$w_{kl}(2)$	21,0238	-2,9985	84,9063



Второй вариант синтеза робастных дискриминантных функций – это многоклассовый классификатор логистической регрессии. Байесовский подход к распознаванию 3D-объектов, альтернативный конечной смеси (4) стандартных ПРВ кластеров, состоит в аппроксимации апостериорных вероятностей ассоциации наблюдения  $\mathbf{F}_n$  с каждым классом функцией сглаженного максимума (softmax)

$$Pr(k|\mathbf{F}_n) = \exp\{-D_k(\mathbf{F}_n)\} / \sum_{j=1,2,3} \exp\{-D_j(\mathbf{F}_n)\}, k = 1, 2, 3,$$

где  $D_k(\mathbf{F}) = w_k(0) + w_k(1)F(1) + w_k(2)F(2)$ ,  $k = 1, 2, 3$  – линейные дискриминантные функции. В рамках принципа «один против одного» уравнение гиперплоскости, разделяющей  $k$ -й и  $j$ -й кластеры, имеет вид  $D_k(\mathbf{F}) - D_j(\mathbf{F}) = 0$ .

Параметры  $w_k(0)$ ,  $w_k(1)$ ,  $w_k(2)$  линейных дискриминантных функций, оптимальные по критерию наименьшего значения функции потерь перекрестной энтропии (Cross Entropy Loss), идентифицирует алгоритм стохастического градиентного поиска по объединенной выборке обучающих примеров (Рисунок 9, а). Оптимальные оценки параметров линейных дискриминантных функций для модели логистической регрессии сведены в Таблицу 5.

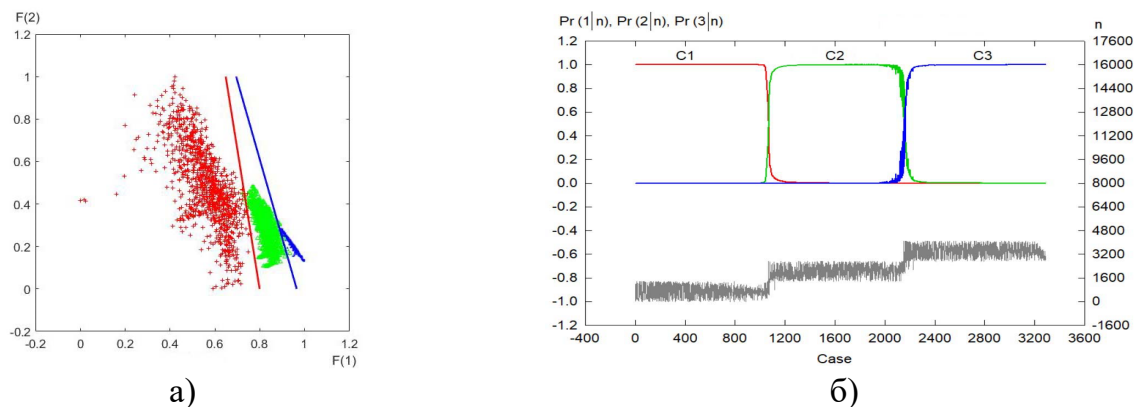


Рисунок 9. Логистический классификатор 3D-объектов  $C1$ ,  $C2$  и  $C3$ : линейные дискриминантные границы – а); правило победителя – б).

Таблица 5.

Оценки параметров дискриминантных функций логистической регрессии.

$k$	1	2	3
$w_k(0)$	-33,2177	-13,7286	-61,6889
$w_k(1)$	41,5437	17,9175	63,9047
$w_k(2)$	6,2875	-4,4462	17,2835

В соответствии с правилом победителя наблюдение  $\mathbf{F}_n$  принадлежит  $k$ -му классу, если  $k = \arg \max_{j=1,2,3} \{Pr(j|\mathbf{F}_n)\}$  для  $1 \leq j \leq 3$ . Это правило классификации, аналогичное байесовскому, иллюстрирует Рисунок 9, б.

**В заключении** сведены научные и практические результаты исследования.

### 3. ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

В диссертации решена важная научно-техническая задача создания функционирующих в режиме реального времени моделей отражательных характеристик и алгоритмов распознавания 3D-объектов со сложной структурой и формой в системах лазерной локации. Этапы решения задачи основаны на интеллектуальном анализе импульсных отражательных характеристик 3D-объектов в оптическом диапазоне спектра. Представлены новые модели и алгоритмы обнаружения закономерностей, скрытых в отражательных характеристиках. Разработаны перспективные направления по решению задач синтеза и анализа блоков по принятию решений в системах лазерной локации.

Основные результаты диссертации заключаются в следующем:

1. Предложены новые рандомизированные модели энергетических спектров многомерных однородных анизотропных случайных полей с корреляционно-спектральными характеристиками общего вида и соответствующие алгоритмы статистического моделирования изображений фонов и подстилающих поверхностей.

2. Разработаны уточненные фотометрические модели индикатрис рассеяния оптического излучения образцами покрытий 3D-объектов в видимой и ближней ИК областях спектра. Новая структура моделей и увеличенное количество их параметров позволили адекватно описать закономерности трансформации индикатрис по мере изменения условий облучения и наблюдения facets. Обеспечен разумный компромисс между точностью аппроксимации экспериментальных данных и численной устойчивостью моделей в соответствии с принципом их регуляризации.

3. Предложены модели, функционирующие в режиме реального времени, для профилей структурных компонент импульсных ЭПР, основанные на кластерном анализе ДП 3D-объектов в короткоимпульсных системах оптической локации. Такого рода модели являются информационной базой данных для поверочных комплексов анализа функционирования локационных систем в лабораторных условиях.

4. Разработаны алгоритмы машинного обучения и база знаний в виде оптимальных параметров быстрых моделей импульсных ЭПР. Обоснована экспертная модель исходных признаков для распознавания 3D-объектов системами лазерной локации.

5. Предложена методика формирования пространства информативных признаков 3D-объектов для синтеза и оптимизации параметров для алгоритмов кластеризации и классификации в системах лазерной локации.

#### 4. СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Лабунец Л.В., Ахметов И.М. Спектральный анализ спутниковых радиолокационных изображений Земли // Динамика сложных систем – XXI век, 2018. Т. 12. № 1. С. 4–12. (0,6 п.л./0,4 п.л.)
2. Лабунец Л.В., Ахметов И.М., Березовский Д.М. Интеллектуальный анализ результатов измерений индикатрисы рассеяния силы света шероховатой поверхностью // Динамика сложных систем – XXI век, 2019. Т. 13. № 1. С. 40–46. (0,4 п.л./0,3 п.л.)
3. 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. (0,6 п.л./0,4 п.л.)
4. Лабунец Л.В., Борзов А.Б., Ахметов И.М. Модели реального времени импульсных отражательных характеристик 3D-объектов в однопозиционной системе лазерной локации // Оптический журнал, 2020. Т. 87. № 9. С. 12–23. (0,8 п.л./0,6 п.л.)
5. Лабунец Л.В., Борзов А.Б., Ахметов И.М. Распознавание 3D-объектов в однопозиционной системе лазерной локации методами интеллектуального анализа импульсных отражательных характеристик // Оптический журнал, 2022. Т. 89. № 4. С. 40–51. (0,8 п.л./0,5 п.л.)
6. Ахметов И.М., Березовский Д.М., Лабунец Л.В. Математическое моделирование индикатрис рассеяния оптического излучения шероховатой поверхностью // Цивилизация знаний: российские реалии: Труды XX Международной научной конференции (г. Москва, 19–20 апреля 2019 г.). М.: РосНОУ, 2019. С. 317–326. (0,6 п.л./0,4 п.л.)
7. Ахметов И.М., Лабунец Л.В. Спектральное оценивание спутниковых радиолокационных изображений земной поверхности // Цивилизация знаний: российские реалии: Труды XX Международной научной конференции (г. Москва, 19–20 апреля 2019 г.). М.: РосНОУ, 2019. С. 327–337. (0,7 п.л./0,5 п.л.)
8. Ахметов И.М., Лабунец Л.В. Математическое моделирование импульсных отражательных характеристик 3D-объектов в оптической локационной системе // Цивилизация знаний: российские реалии: Сборник трудов XXI Международной научной конференции (г. Москва, 10–11 апреля 2020 г.). М.: РосНОУ, 2020. С. 414–418. (0,3 п.л./0,2 п.л.)