

ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ  
ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

УДК 621.396.96:004.931+004.932

СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧЕСКИЙ СИНТЕЗ СИСТЕМ  
ОПТИМАЛЬНОЙ ТЕКСТУРНО-ФРАКТАЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ  
МНОГОМЕРНЫХ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2022 г. А. А. Потапов<sup>а</sup>, \*, В. А. Кузнецов<sup>б</sup>, Е. А. Аликулов<sup>б</sup>

<sup>а</sup>Институт радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН,  
ул. Моховая, 11, корп. 7, Москва, 125009 Российская Федерация

<sup>б</sup>Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил “Военно-воздушная академия  
им. профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина”,  
ул. Старых Большевиков, 54А, Воронеж, 394064 Российская Федерация

\*E-mail: potapov@cplire.ru

Поступила в редакцию 21.02.2021 г.

После доработки 04.05.2021 г.

Принята к публикации 27.06.2021 г.

Впервые формализована задача текстурно-фрактальной обработки многодиапазонных радиолокационных изображений (РЛИ) и предложен новый способ их комплексирования. Оптимальность предложенных решений рассматривается в контексте максимума информативности, оцениваемой по энтропии. Представлены схемы мультифрактального комплексирования РЛИ и в общем виде – структурно-параметрического синтеза систем оптимальной текстурно-фрактальной обработки многомерных изображений. При этом критерием оптимальности могут выступать максимумы вероятностей классификации подстилающей поверхности, обнаружения и распознавания объектов. Приведены результаты статистического анализа РЛИ – графики плотностей вероятностей и коэффициентов корреляции, а также оценки энтропии исходных и результирующих изображений, подтверждающие эффективность предложенных решений.

DOI: 10.31857/S0033849422010077

## ВВЕДЕНИЕ

Зрительные образы являются для человека основой для познания окружающего его мира. Даже если мы не видим объект, он недоступен наблюдению или, более того, его не существует в природе, мы часто представляем его зрительный образ, и это помогает нам в познании. Изображение несет в себе информацию об объекте исследования. И в этом смысле может рассматриваться как некоторый многомерный сигнал, функция двух или большего числа переменных [1]. Одним из самых крупных достижений современного человечества в дистанционном изучении объектов, располагающихся на поверхности Земли, является разработка методов и создание средств получения изображений в отдельных диапазонах спектра электромагнитных (ЭМ) волн. В каждом из этих диапазонов отражательная способность объектов земной поверхности имеет свои особенности, характерные преимущества и недостатки.

Дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ) в настоящее время осуществляется в основном в оптической области спектра – способы гипер- и мультиспектральной съемки глубоко проработаны

и широко используются в сегменте средств ДЗЗ космического базирования [2]. Вместе с тем широко применяются и динамично развиваются опережающими темпами активные и пассивные локационные методы, и аппаратура ДЗЗ в радиодиапазоне. Радиолокационные станции с синтезированной апертурой (РСА) как самостоятельные средства видовой разведки, осуществляющие непрерывное наблюдение земной (морской) поверхности и объектов на больших дальностях независимо от времени суток и метеорологических условий, играют все большую роль в информационном обеспечении войск [3].

Современный уровень развития РСА космического и воздушного базирования предполагает возможность синхронного (одновременного) использования нескольких рабочих частот зондирующих сигналов, с параллельными и кроссполяризациями, моно- и многопозиционных (бистатических) радиолокационных станций, работающих в разных режимах съемки. При этом решением актуальной задачи получения в реальном времени принципиально новых, высокоинформативных характеристик подстилающей поверхности и объ-

ектов на ней является использование многомерных (многочастотных, поляризационных и т.п.) радиолокационных изображений (РЛИ), дающих качественную и количественную информацию об объектах исследования благодаря различному обратному рассеянию и проникновению ЭМ-волн разных диапазонов в различных средах. Поскольку практически любой процесс можно рассматривать как функцию от множества независимых переменных (как минимум, времени и пространственных координат), получаемые в итоге данные являются многомерными и представляют собой, по сути, некоторое многомерное множество. В том случае, если такие множества самоподобны или масштабно-инвариантны, говорят о масштабнo-инвариантных множествах. К этому классу множеств можно отнести и многомерные РЛИ, сформированные многоканальной РСА одновременно на нескольких частотах и (или) поляризациях.

Существующие на сегодняшний день методы, способы и алгоритмы обработки многомерных данных, несмотря на значительные успехи отечественных и зарубежных ученых, неэффективны при комплексной обработке многодиапазонных (МД) РЛИ, чаще всего обладающих различным разрешением в соответствующих частотных диапазонах, стохастическим характером отражений ЭМ-волн, специфическими для радиодиапазона искажениями и мультипликативным спекл-шумом. Кроме того, РЛИ характеризуются негауссовским распределением значений яркости элементов изображения [4], что обуславливает необходимость поиска более эффективных, возможно неклассических, путей решения задач синтеза систем обработки и анализа таких данных.

К одному из перспективных направлений решения задачи обработки многомерных РЛИ следует отнести использование методов фрактальной теории [5, 6], в которой объекты и их свойства рассматриваются с точки зрения детерминированного (динамического) хаоса и дробной размерности. В отличие от классического подхода к анализу и синтезу оптимальных радиотехнических устройств [7, 8], использующих энергетические и частотные характеристики принимаемых сигналов, применение фрактальной теории позволяет обнаруживать и распознавать объекты по текстурному признаку, что ведет к исключению необходимости опираться на энергетику принимаемого сигнала и к целесообразности дальнейших исследований.

Это особенно важно, например, в условиях использования на объектах превентивных мероприятий по снижению эффективной площади рассеяния (ЭПР), активных помех и радиолокационной маскировки в заранее заданных частотных диапазонах. Кроме того, комплексирование многомерных изображений методами фрактальной теории на сегодняшний день все также сводится к

вычислению фрактальных признаков по каждому изображению в отдельности с последующим использованием, например, математического аппарата вейвлет-преобразований, а текстурно-фрактальная обработка многодиапазонных РЛИ в настоящее время отсутствует, что обуславливает актуальность работы.

Цель данной работы – исследование возможности комплексной текстурно-фрактальной обработки радиолокационных изображений, сформированных одновременно в нескольких частотных диапазонах, с учетом имеющихся знаний в области статистической радиофизики и статистической радиотехники.

## 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Теоретическим и практическим аспектам задачи обработки многомерных данных посвящено огромное количество работ отечественных и зарубежных ученых. Частным случаем многомерных данных являются изображения, при этом зачастую используют термин Image Fusion, или слияние изображений. Что касается РЛИ, то в силу особенностей распространения и отражения ЭМ-волн радиодиапазона от объектов сложной формы, возникает ряд факторов и ограничений, обуславливающих отсутствие на сегодняшний день методов, способов и алгоритмов эффективной и, тем более, оптимальной совместной обработки многодиапазонных РЛИ: отличие полос обзора (захвата) РСА в различных частотных диапазонах; значительное различие в пространственном разрешении радиолокационных снимков; отсутствие информационной избыточности многомерных РЛИ, в отличие от гипер- и мульти-спектральных изображений.

В наиболее привычном виде двумерное цифровое изображение рассматривается как функция цифрового изображения  $z(x, y)$  в виде двумерной матрицы размером  $M \times N$ . Каждый элемент этой матрицы называется элементом изображения или пикселем (пикселем), а его значение является случайной величиной, характеризующей ЭПР элемента разрешения и, в конечном итоге, яркость применительно к РЛИ. Многомерная дискретная случайная величина [7] в общем случае может быть описана некоторой функцией  $F(S)$ , заданной дискретно в области  $S$ , расположенной в  $d$ -мерном пространстве  $Z^d$ . Пространство  $Z^d$  задано с помощью конечного множества ортогональных векторов  $Z = (z_1, z_2, \dots, z_d)$ . Тогда многомерное изображение – это числовые значения функции  $F(S)$ , заданные в точках  $d$ -мерного пространства  $(z_1, z_2, \dots, z_d)$  области  $S$ :

$$F(S) = F(z_1, z_2, \dots, z_d).$$

В таком случае задача обработки многомерных изображений в этой постановке формулируется как получение максимально возможной информации о фрактальных свойствах функции  $F(S)$  и ее поведении в области  $S$ . Критерием оптимальности служит максимум информации. Очевидно, что показателем эффективности обработки многомерных изображений может выступать энтропия. По определению В.И. Тихонова [7, 8], такую задачу можно условно назвать прямой. В математической статистике решается обратная задача – по исходным данным в результате их оптимальной обработки требуется принять решение, что можно трактовать как задачу синтеза системы текстурно-фрактальной обработки многомерных РЛИ.

В общем виде формализовать поставленную задачу можно следующим образом:

$$S_t = \{t, W_f, W_s, G, T_a = f(A_{\text{обр}}, K_y), P_0\}, \quad (1)$$

где  $W_f^* = \{t, Y, X, U, D^*(dt), dt \in [t_0, t], v, F\}$  – компонента (подмодель) функционального представления,  $W_s$  – компонента, определяющая структуру системы,  $G$  – подсистема целей (иерархия, дерево целей),  $T_a$  – технология анализа и принятия решений,  $A_{\text{обр}} = \{Q, \text{opt}(\Phi, K^{\text{opt}})\}$  – алгоритм обработки и принятия решений,  $H$  – множество альтернатив,  $\text{opt}$  – критерий эффективности либо принцип оптимальности,  $\Phi$  – вектор существенных свойств системы,  $K^{\text{opt}}$  – правило выбора наилучшей альтернативы  $h_0 \in H$ ,  $K_y$  – комплекс условий, обеспечивающий эффективность алгоритма управления,  $D^*(dt) = f(Y^*(dt), X^*(t), U^*(t))$  – информация о переменных системы и внешней среды за время  $dt \in [t_0, t]$ ,  $P_0$  – предикат целостности, определяющий назначение системы.

Тогда задача синтеза систем текстурно-фрактальной обработки многомерных изображений  $S_t$  сводится к автоматическому поиску по правилу наилучшей альтернативы  $K^{\text{opt}}$  оптимальных алгоритмов обработки  $A_{\text{обр}}$  и технологии анализа согласно временным ограничениям  $dt$ , целей  $G$  и назначения системы  $P_0$ . Размерность вектора параметров  $D^*(dt)$  заранее неизвестна и определяется только после того, как будет определена структура системы  $W_s$ , что обуславливает необходимость проведения структурно-параметрического синтеза такой системы.

## 2. АНАЛИЗ РАЗМЕРНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Одновременное использование совокупности методов и способов локации неизбежно приводит

к многомерности получаемых данных, что обуславливает возможность получения принципиально новых характеристик подстилающей поверхности и объектов на ней. Поскольку речь идет о многомерных радиолокационных данных, целесообразно оценить их потенциально достижимую размерность. В работе предлагается использовать так называемый куб данных, применяемый для хранения, визуализации и анализа мульти- и гиперспектральных данных (рис. 1) [9].

Куб данных представляет собой трехмерный массив, каждый элемент которого соответствует координатам двумерного изображения, полученного на определенной длине волны. Такой подход позволяет в несколько раз снизить время анализа за счет оптимизации запросов к памяти вычислительной системы [10]. В случае классической радиолокации рассматривается куб данных радиолокатора с активной фазированной антенной решеткой (АФАР) (рис. 2). Временные отсчеты импульсного сигнала с каждого приемного канала АФАР формируют двумерную матрицу, которая преобразуется в трехмерный массив при накоплении импульсов. В результате цифровой обработки сигналов известными методами получают двумерное РЛИ в координатах азимут-дальность.

Для случая одновременного использования нескольких способов радиолокации в [11] предложена новая модель шестимерного куба данных, сформированных с помощью многодиапазонной поляриметрической РСА с интерферометрической обработкой и видеорежимом (рис. 3), в котором примитивом является куб “высота–азимут–дальность”, распределенный по длинам волн, поляризациям и кадрам видеопоследовательности.

Такой подход предполагает специфику хранения получаемых радиолокационных данных и позволяет сократить время обработки за счет оптимизации времени обращения к памяти ЭВМ до пяти раз.

## 3. СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ РЛИ

Оценке статистических характеристик РЛИ различных диапазонов посвящено достаточно большое количество работ. В статье [4] проведено исследование РЛИ объектов, полученных с помощью РСА TESAR (Tactical Endurance Synthetic Aperture Radar) [12] и STARLOS [13]. Приведенные в статье результаты анализа однородных участков амплитудных портретов показывают, что на РЛИ размером  $128 \times 128$  пикселей содержится до 5...12% пикселей (от общего количества пикселей амплитудного портрета), которые принадлежат объекту в виде доминантных центров отражения или так называемых “блестящих точек”, содержащих до 90% всей отраженной энергии, 10...50% – остальной поверхности объекта и

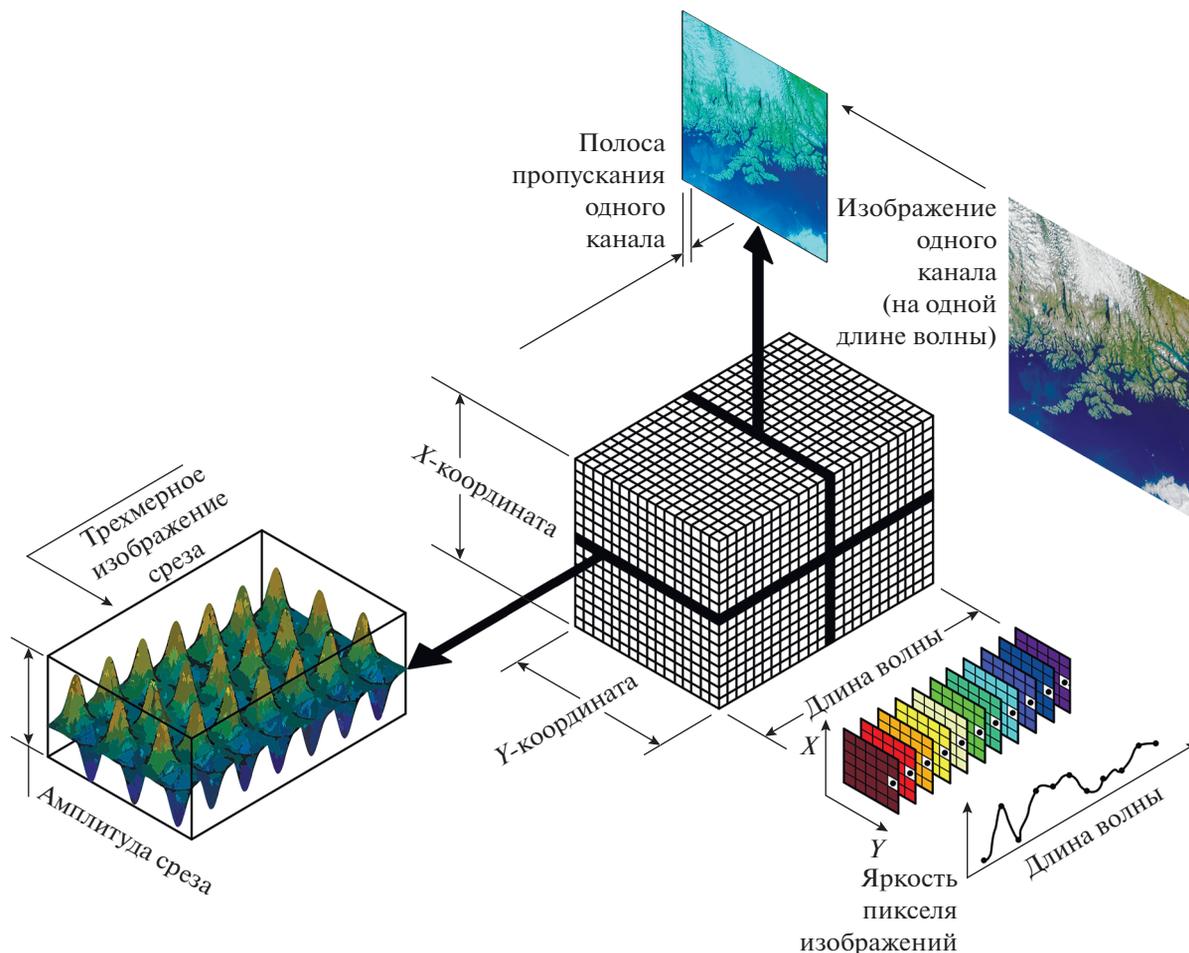


Рис. 1. Модель хранения и анализа мульти- и гиперспектральных данных.

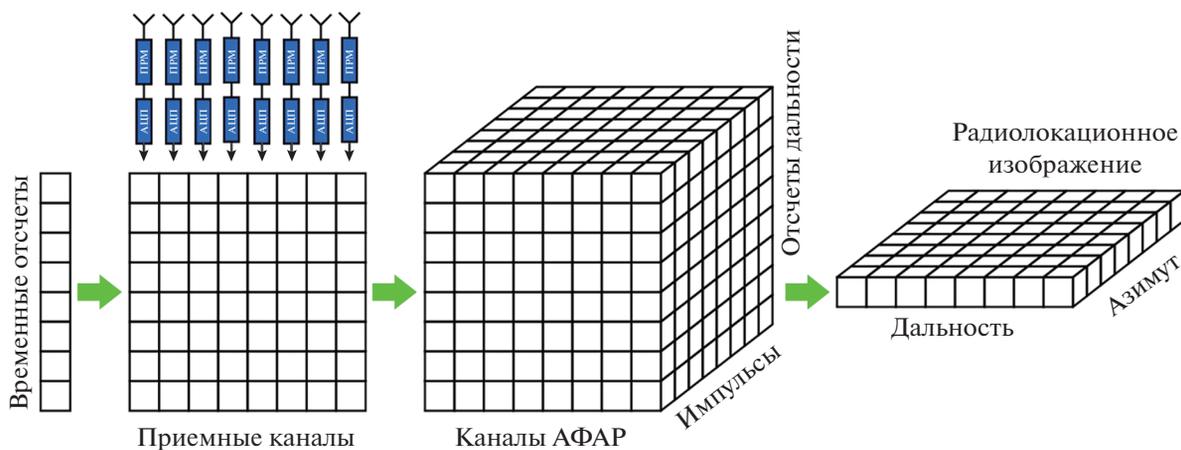


Рис. 2. Модель формирования куба радиолокационных данных.

до 85...38% – фону. При этом статистические характеристики фона оцениваются с учетом различных классов подстилающей поверхности: “травя”, “бетон”, “лес”, в том числе в качестве

отдельного класса принята и радиолокационная тень. На рис. 4 представлены плотности вероятностей, аппроксимирующие функции распределения вероятностей (гауссовское, гамма, Рэля) и

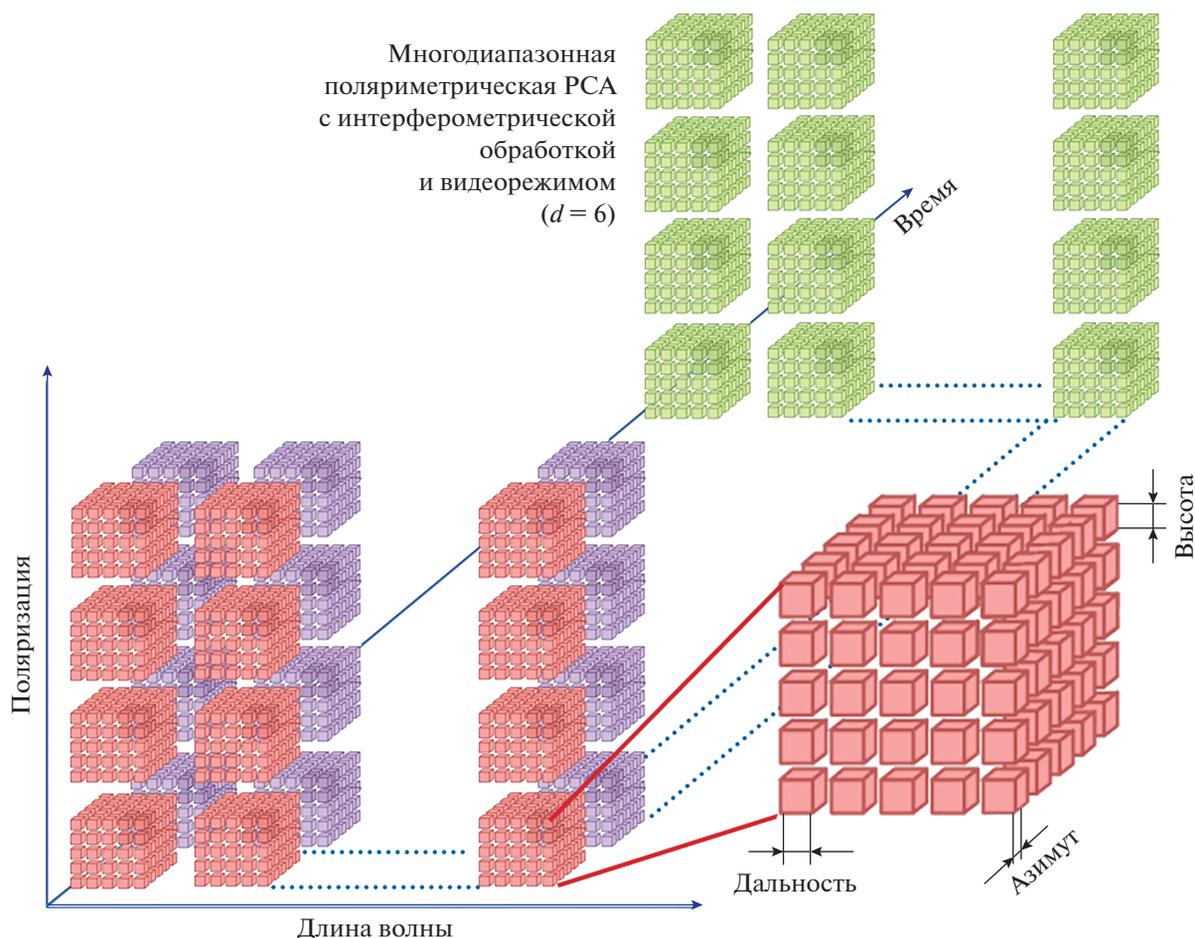


Рис. 3. Модель формирования многомерного куба радиолокационных данных.

нормированные корреляционные моменты  $K$  однородных участков, соответствующих указанным классам подстилающей поверхности и объектов.

В качестве выводов в статье [4] указано, что невозможно все РЛИ аппроксимировать какой-либо одной функцией распределения вероятностей, а узкий пик нормированного корреляционного момента  $K(\mu)$  в пределах 1–3 пикселей свидетельствует о наличии спекл-шума, который носит мультипликативный характер и обуславливает сложность реализации оптимальной обработки РЛИ.

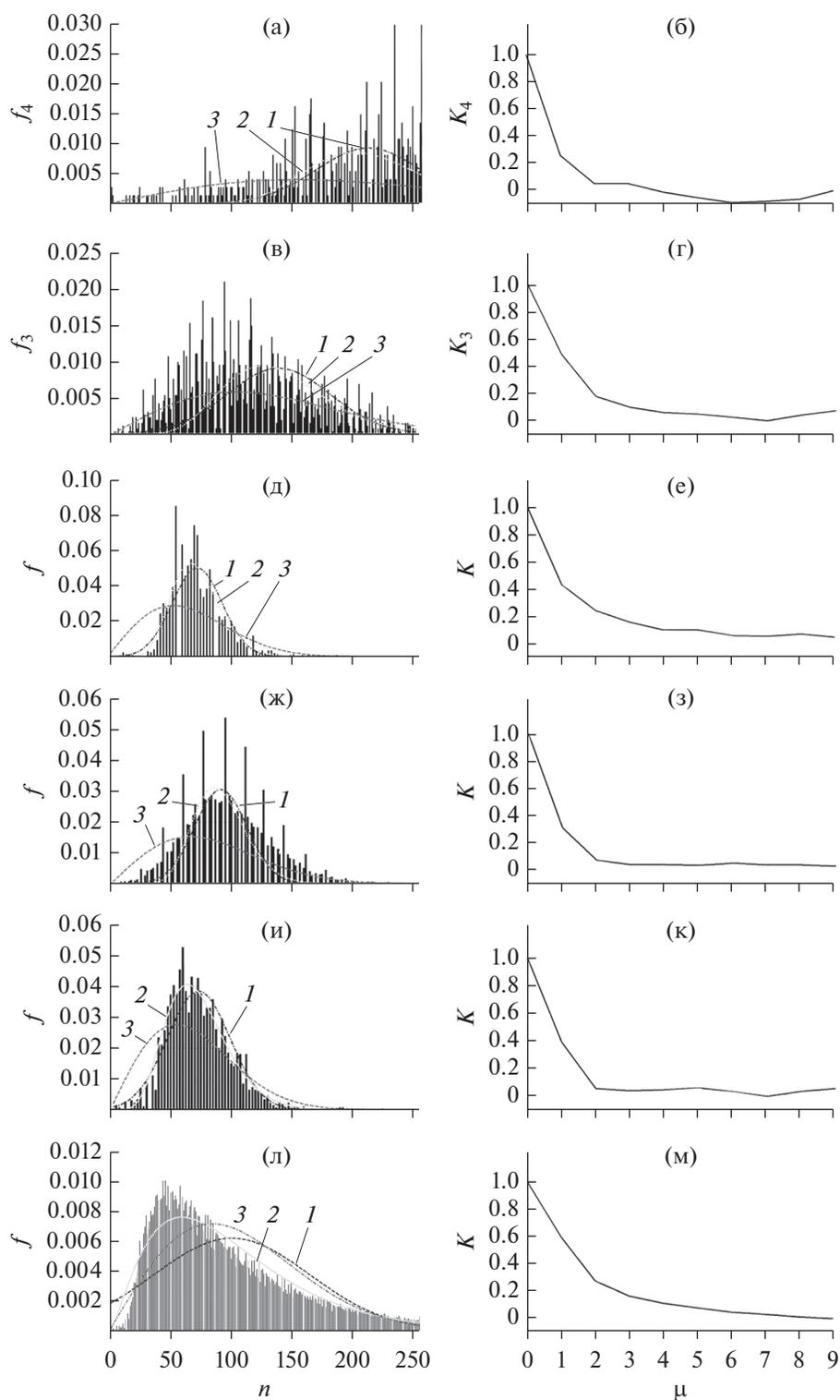
#### 4. ОБРАБОТКА МНОГОМЕРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В настоящее время сформулирована и поддерживается мировым научным сообществом концепция автоматической обработки РЛИ (рис. 5) [14]. На приведенной на рис. 5 схеме показано, что обработка РЛИ состоит из трех этапов: обнаружения, в том числе определения областей интереса, низкоуровневой классификации (фильтрации лож-

ных объектов) и высокоуровневой классификации (распознавания).

Как следует из рис. 5, вычислительная сложность в процессе анализа растет, при этом объем обрабатываемых данных сокращается. В случае нескольких РЛИ, полученных при разных параметрах РСА и условиях съемки, возникают трудности с сопоставлением изображений и принятием решений, поскольку отсутствует избыточность вследствие различий характера отражений ЭМ-волн на разных частотах.

Результаты анализа современных решений в области комплексирования РЛИ показали, что обработка изображений может производиться на трех уровнях: данных (пикселей), признаков и решений (рис. 6). С помощью РСА формируются РЛИ, которые согласно рис. 6а попиксельно совмещаются в одно изображение, а затем вычисляются признаки и принимается решение об отнесении к кластеру при сегментации, об объекте и его координатах при обнаружении или о номере класса/типа при распознавании. При комплексировании на уровне признаков (рис. 6б) по каждо-



**Рис. 4.** Плотности вероятностей значений яркости – гауссовское 1, гамма 2 и Рэля 3 (слева) – и корреляционные функции (справа) однородных участков РЛИ, соответствующих “блестящим точкам” (а, б), поверхности объекта (в, г), радиолокационной тени (д, е), траве (ж, з), бетону (и, к) и лесу (л, м).

му из сформированных РЛИ вычисляются отдельные признаки, образующие единый признак, по которому и принимается решение. Совмест-

ная обработка решений (рис. бв) предполагает раздельное для каждого РЛИ вычисление признаков и принятие по ним решений, которые в итоге



Рис. 5. Концепция автоматического анализа РЛИ.

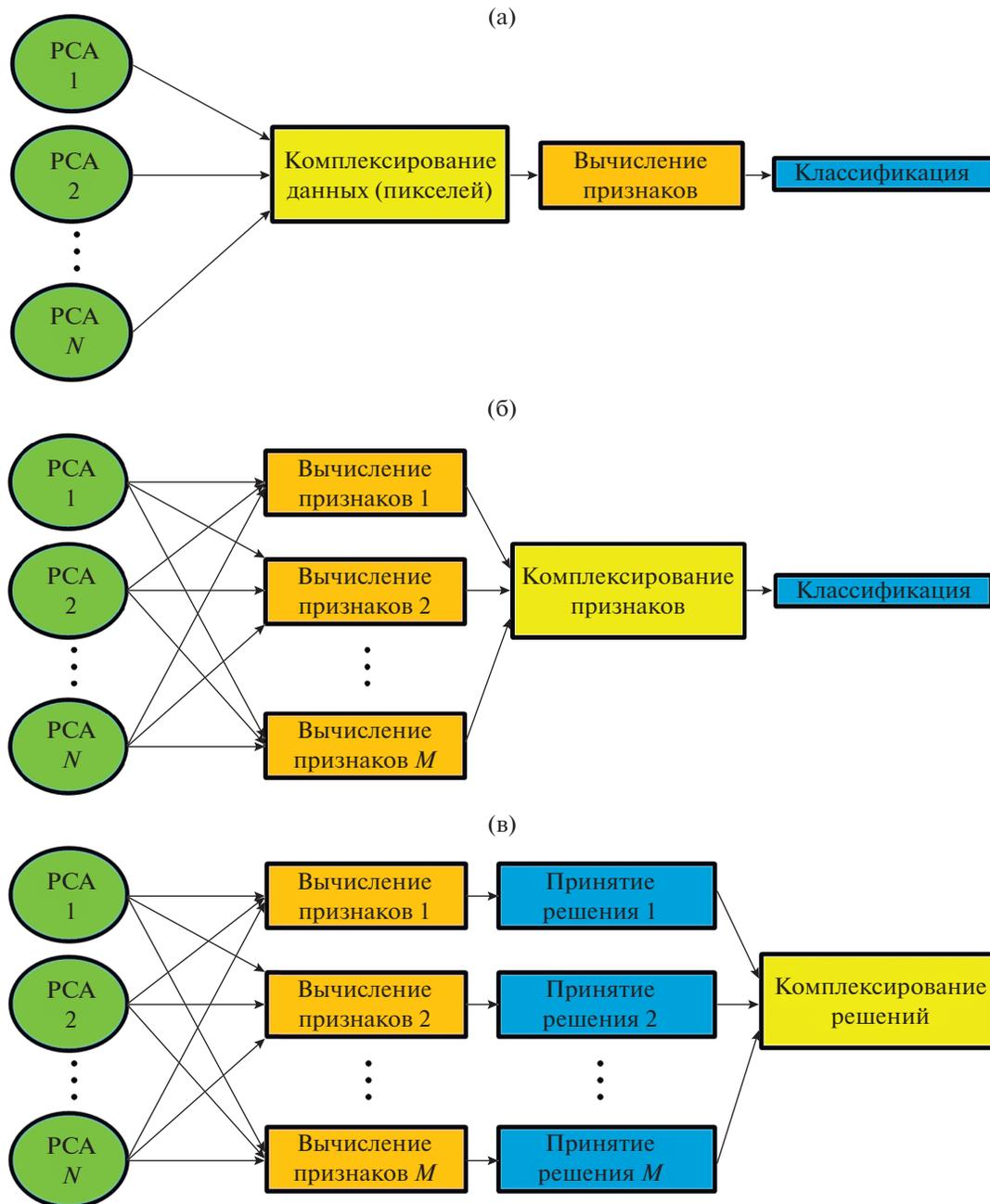


Рис. 6. Комплексирование РЛИ на уровнях пикселей (а), признаков (б) и решений (в).

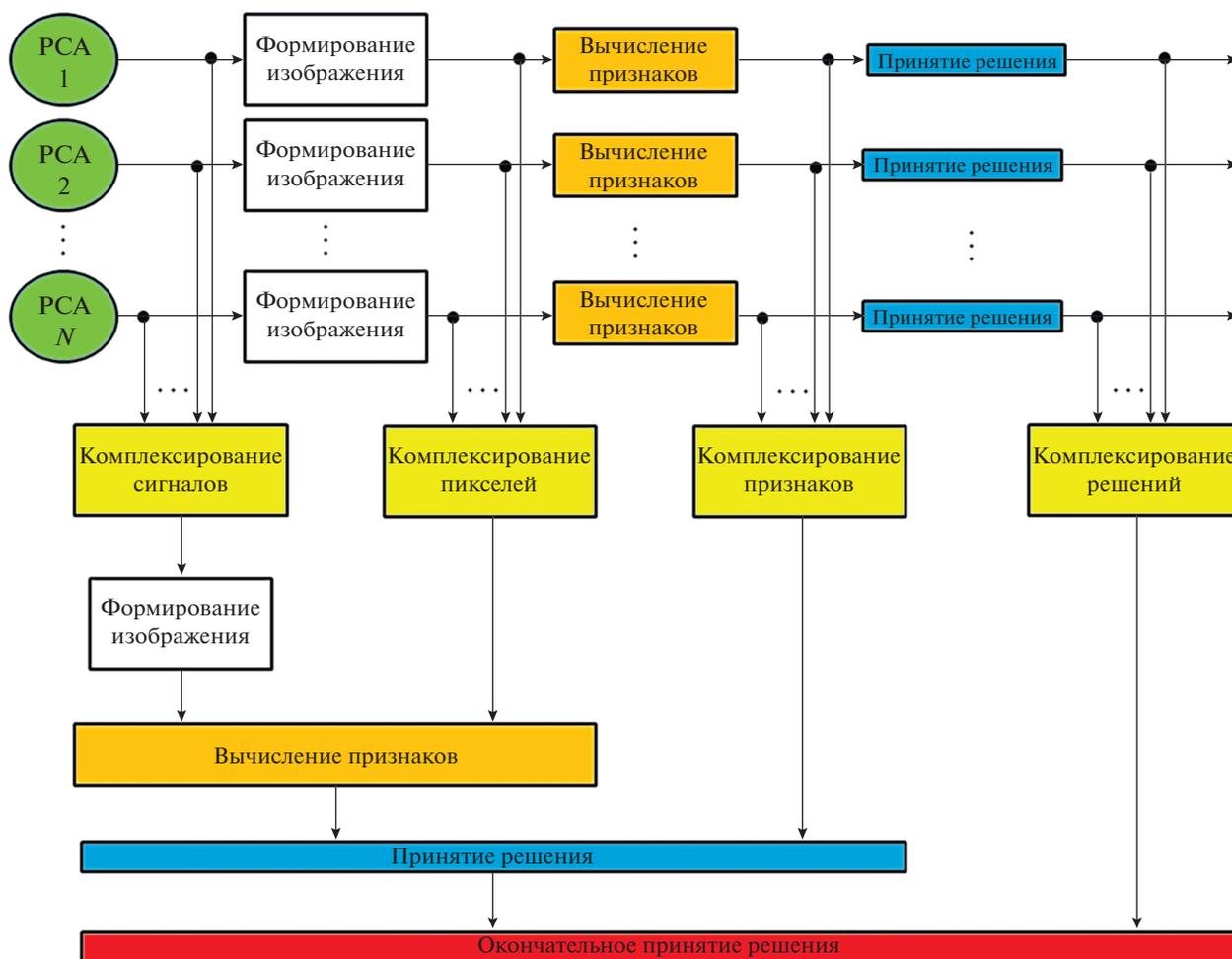


Рис. 7. Схема комплексирования на всех уровнях.

комплексуются по некоторым правилам в одно решение.

Следует отметить, что одним из наиболее часто используемых при комплексировании подходов является снижение размерности пространства данных или признаков различными методами (например, методы дисперсионного анализа, регрессии, главных компонент и т.п.), что неизбежно ведет к снижению информативности и достоверности результатов вследствие нарушения принципа целостности сложной системы. Так, в [7] показано, что анализ многомерных случайных процессов в многоканальных системах сводится к определению моментных (кумулянтных) функций или плотности вероятности процесса на выходе одного из выходов или же к определению смешанных моментов на выходе нескольких выходов. Однако вычисления в таком случае становятся громоздкими и трудоемкими. При этом из условия согласованности плотностей вероятностей следует, что размерность  $d$ -мерной плотности вероятностей

снижается путем интегрирования по “лишним” аргументам.

Один из наиболее общих подходов, отражающих логику современного комплексирования с учетом признаков всех уровней, представлен на рис. 7 и подробно описан в [15]. В этом случае частные решения могут приниматься на всех уровнях, однако окончательное решение выбирается по совокупности решений.

Как показывает практика, такой подход имеет весьма существенный недостаток — значительные вычислительные затраты, которые невозможно реализовать в большинстве случаев, например на борту воздушного судна или беспилотного летательного аппарата (БПЛА). Кроме того, на основе представленной схемы невозможно осуществить комплексирование многомерных РЛИ по указанным вначале причинам.

Одним из динамичных трендов современной науки в области комплексирования изображений выступает применение математического аппарата

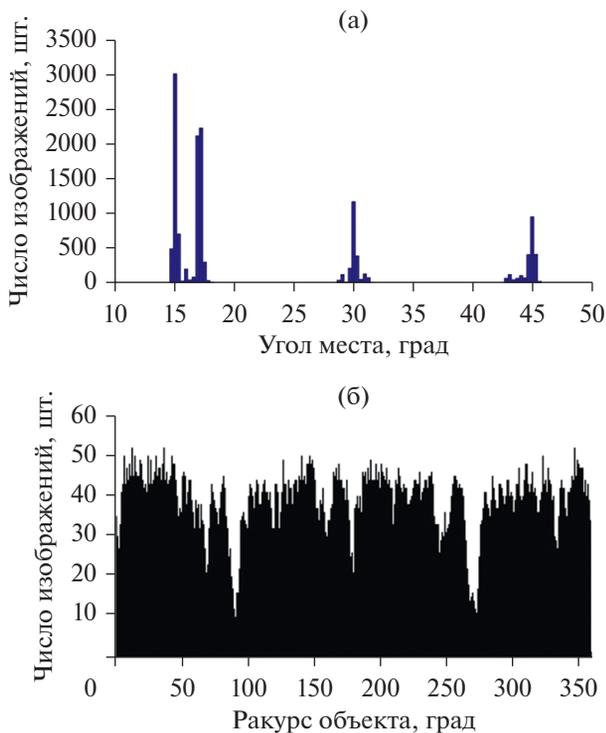


Рис. 8. Гистограммы распределения числа РЛИ базы MSTAR по условиям наблюдения: а) по углу места, б) по ракурсу объектов.

та вейвлет-преобразования [16, 17], в том числе на основе фрактальных признаков [18]. Несмотря на удобство использования и расширенные возможности, такой подход позволяет учесть отличия в разрешающей способности каналов РСА лишь за счет радиометрической калибровки, что обуславливает большую трудоемкость и невысокую точность обработки. Кроме того, слияние изображений с помощью вейвлет-преобразований обусловлено строго заданными масштабами и, в принципе, является частным случаем фрактальной концепции.

## 5. ТЕКСТУРНО-ФРАКТАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РЛИ

Как показано в работах [6, 19–27] по обнаружению и распознаванию наземных объектов на двумерных РЛИ, с помощью текстурных и фрактальных признаков имеется возможность существенно сократить вероятность ложной тревоги. В работе [28] проведен статистический анализ значений фрактальной размерности (ФР) РЛИ объектов открытой части (около 14000 изображений) базы данных MSTAR [29]. Количественная характеристика экспериментальной выборки изображений в зависимости от условий наблюдения представлена на рис. 8.

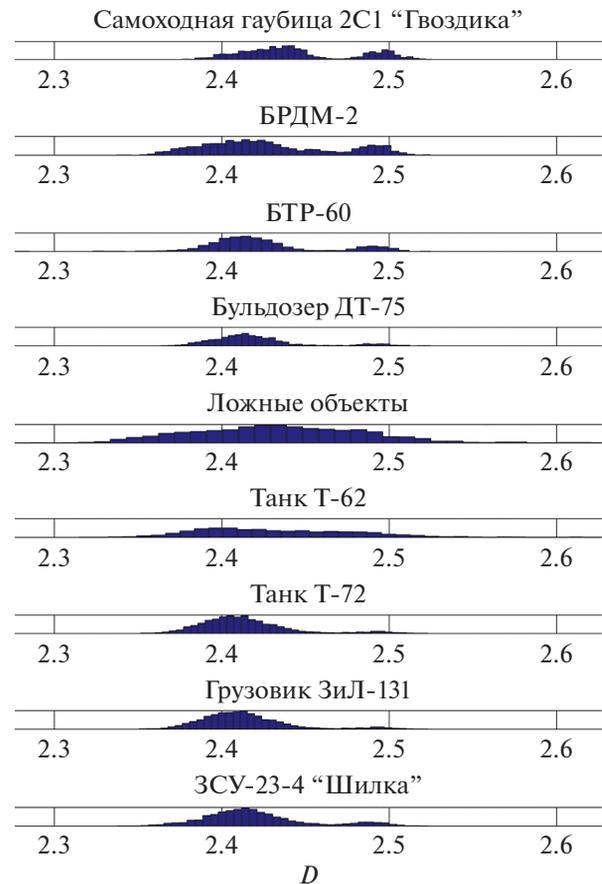


Рис. 9. Гистограммы распределения значений ФР РЛИ различных типов объектов, обобщенные по всем условиям наблюдения.

Оценка значений ФР в данном вычислительном эксперименте производилась методом итерационных покрытий [6, 30], как наиболее точным из всего многообразия подходов к ее измерению. Как итоговый результат на рис. 9 показаны плотности вероятностей значений ФР  $D$ , обобщенные по всем имеющимся углам места и ракурсам объектов.

Как видно из рис. 9, плотности вероятностей ФР, за исключением ложных объектов, носят бимодальный характер, обусловленный наличием в выборке изображений, полученных при малых углах наблюдения (в частности, при  $45^\circ$ ). Большой разброс значений ФР-изображений, соответствующих ложным объектам, свидетельствует о действительной возможности достоверного обнаружения объектов. По приведенным результатам можно сделать вывод о том, что при распознавании объектов необходимо учитывать так называемую "тонкую структуру" РЛИ с помощью более информативных топологических фрактальных признаков — фрактальной сигнатуры, мультифрактальной сигнатуры и полей фрактальных

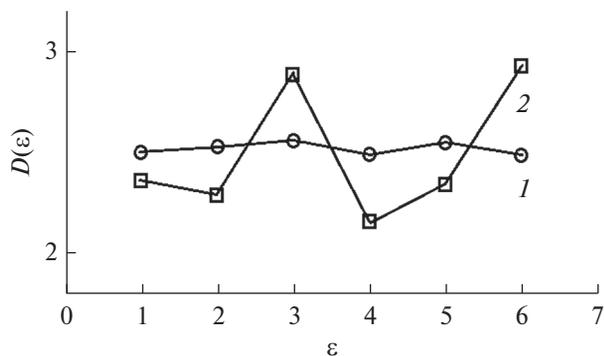


Рис. 10. Фрактальные сигнатуры изображений самоподобных текстур (1) и антропогенных объектов на них (2).

признаков, рассчитанных попиксельно для всего РЛИ [6].

По результатам исследования фрактальных сигнатур, приведенным в [6, 31] и частично представленным на рис. 10, можно сделать вывод о том, что для самоподобных текстур фрактальная сигнатура имеет вид, близкий к линейному с постоянным значением ФР (кривая 1), а для антропогенных — проявляет сингулярные свойства в виде произвольной ломаной (кривая 2) на отдельных масштабах анализа.

Линейный вид фрактальной сигнатуры изображений с самоподобной текстурой свидетельствует о возможности проведения совместной (комплексной) текстурно-фрактальной обработки многомерных РЛИ.

## 6. ТЕКСТУРНО-ФРАКТАЛЬНАЯ ОБРАБОТКА МНОГОМЕРНЫХ РЛИ

В данной работе предложен *новый подход* к текстурно-фрактальной обработке РЛИ многодиа-

пазонной РСА, в котором значение длины волны каждого канала РСА рассматривается как некоторая мера на определенном масштабе. Такой подход в полной мере поясняется рис. 11 и хорошо укладывается в положение о ФР [5, 6]. Если на рис. 11 рассматривать длину волны как меру, то в каждом из частотных диапазонов ЭМ-волн (например, L, S, C, X, K<sub>u</sub>) отражающими будут согласованные с длиной волны элементы объекта — в данном случае это ствол, крупные и мелкие ветки дерева, а также листья.

При этом, как показывают результаты исследований [6, 11], в качестве меры следует рассматривать не длину волны или рабочую частоту, а разрешающую способность каналов РСА. Тогда с учетом линейных размеров типового объекта воздушной разведки, например танка или бронетранспортера, появляется возможность построить график зависимости числа элементов изображения  $N(\epsilon)$ , занимаемых объектом (кривая 1), от разрешения РСА в терминах фрактальной теории (рис. 12).

Если рассматривать такой график с точки зрения классического способа расчета ФР  $D$  согласно известному выражению

$$D = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\ln(N(\epsilon))}{\ln(1/\epsilon)}, \quad (2)$$

то разрешающая способность РСА — не что иное, как масштаб анализа  $\epsilon$ . Значение ФР будет определяться тангенсом угла наклона аппроксимирующей линии 2. Исходя из этого, можно утверждать, что чем ближе к аппроксимирующей функции реальные значения, тем точнее можно определить фрактальную размерность. Если в соответствии с расчетной выборкой  $N(\epsilon)$  определить площадь объекта в зависимости от масштаба, то график зависимости площади от масштаба анализа  $\epsilon$  бу-

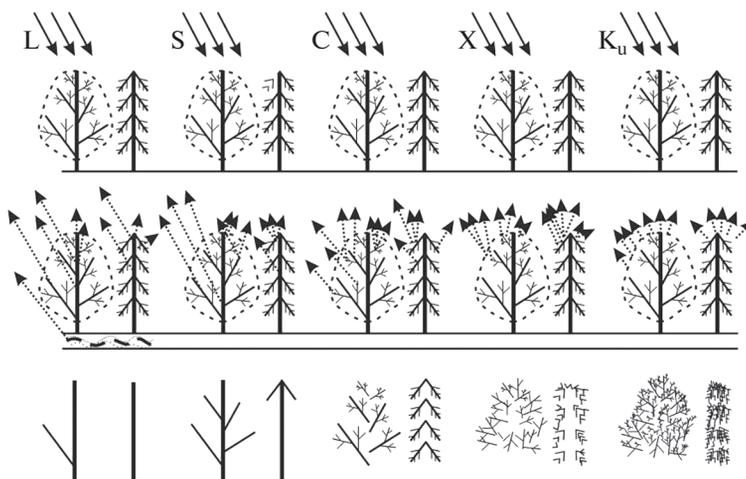
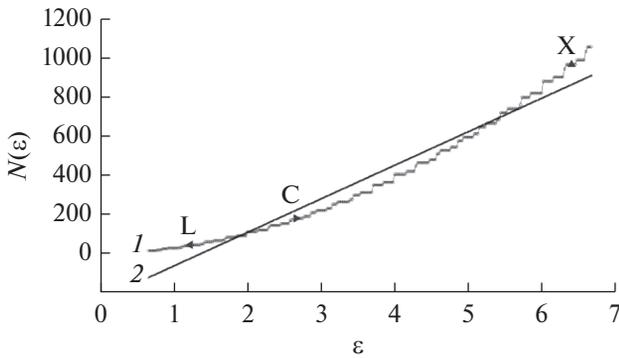


Рис. 11. Отражающие элементы деревьев как суть фрактальной концепции отражения ЭМ-волн L-, S-, C-, X-, K<sub>u</sub>-диапазонов частот.



**Рис. 12.** Расчетная зависимость числа пикселей изображения, соответствующих объекту, от разрешения РСА (темными треугольниками обозначены значения разрешающей способности реальных образцов РСА L-, C- и X-диапазонов).

дет иметь зигзагообразный вид (кривая 1), представленный на рис. 13.

В соответствии с предположением, что площадь объекта на РЛИ можно определить как

$$S(\delta) = k\delta^{-D}, \quad (3)$$

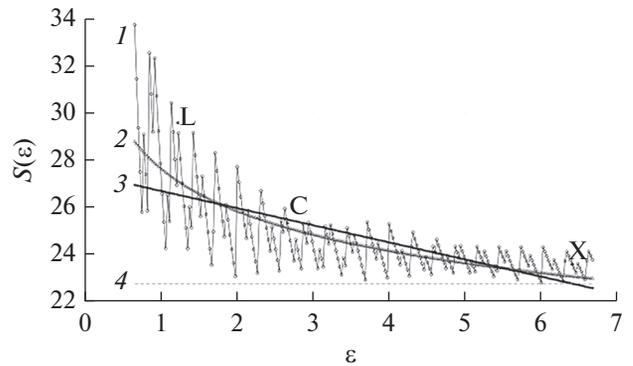
при использовании этой степенной функции в качестве аппроксимирующей, получаем кривую 2, которая, в отличие от линейной 3, хорошо описывает расчетную и реальную зависимости, приближаясь к реальному значению 4. С помощью модели нелинейной регрессии определены  $k = 27.658$ ,  $D = 0.098119$ . Полученная степенная зависимость подтверждает возможность применения математического аппарата фрактальной теории для комплексирования многодиапазонных РЛИ. Кроме того, таким способом можно обосновать выбор разрешающей способности каждого канала многодиапазонной РСА.

В связи с тем, что при обеспечении соответствия значений разрешающей способности по дальности и азимуту в каждом из каналов РСА требуется в соответствии с выражением

$$\frac{c}{2\Delta f} = \frac{R\lambda}{2V_n T_c \cos \varphi}, \quad \text{откуда} \quad T_c = \frac{\Delta f R \lambda}{c V_n \cos \varphi} \quad (4)$$

при всех известных характеристиках РСА (максимальной дальности  $R$ , длине волны  $\lambda$ , ширине спектра  $\Delta f$ ) варьировать единственный параметр — интервал синтезирования  $T_c$ , длина полосы обзора в каждом канале будет различной, что поясняется рис. 14.

В работе предложено ранжировать исходные изображения в порядке убывания значений несущих частот или ширины спектра зондирующих сигналов, на которых они получены, а затем определять базовое изображение по критерию



**Рис. 13.** Расчетная зависимость площади объекта на РЛИ от разрешения РСА (темными треугольниками обозначены значения разрешающей способности реальных образцов РСА L-, C- и X-диапазонов соответственно): кривая 1 — выборка, кривая 2 — фрактальная модель  $y = kx^{-D}$ , кривая 3 — линейная аппроксимация  $y = kx + b$ , кривая 4 — реальная площадь объекта.

максимальной частоты зондирующего сигнала, как наиболее информативное.

Для каждого исходного  $n$ -го изображения необходимо вычислить масштаб  $\varepsilon_n$  согласно выражению

$$\varepsilon_n = \left\lceil \frac{w_n - 1}{2} \right\rceil, \quad (5)$$

где  $\lceil * \rceil$  — операция округления к большему,  $n$  — порядковый номер ранжированного изображения,  $w_n = \lceil l_0 / \delta_n \rceil = \lceil 2\Delta f_n l_0 / c \rceil$  — число элементов изображения, соответствующих линейному размеру  $l_0$  некоторого эталонного объекта,  $c$  — скорость распространения ЭМ-волн.

Участок сцены, соответствующий базовому изображению, согласно рис. 14 вырезается на остальных изображениях относительно середины интервалов накопления зондирующих сигналов  $T_{cn}$  (фазовых центров синтезированной апертуры антенн). Поскольку для обеспечения одинаковой дальности обнаружения, а также в случае различной чувствительности приемников РСА в каждом частотном канале РСА требуется различная мощность излучения, то необходимо выравнивание динамического диапазона РЛИ. Значения динамического диапазона исходных РЛИ существенно отличаются между собой в силу указанных в предыдущем предложении причин (рис. 15а).

Как показано в [32], нормировка динамического диапазона может быть осуществлена несколькими способами. С учетом вычисленных масштабов каждого РЛИ  $\varepsilon_n$  их динамический диа-

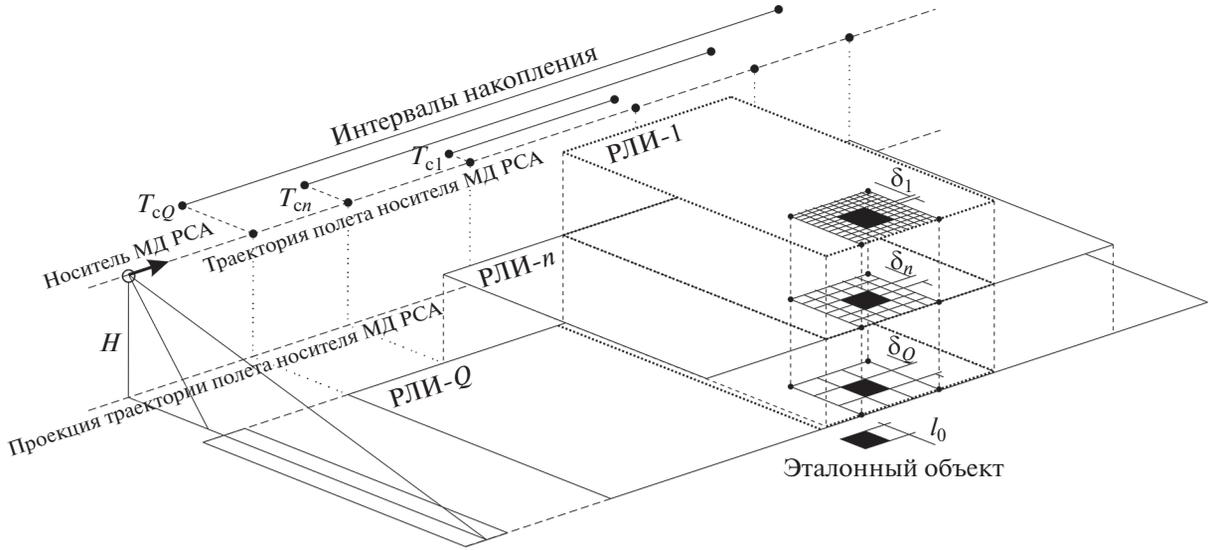


Рис. 14. Геометрия съемки многодиапазонной РСА.

пазон может быть выравнен, например, согласно выражению

$$z_{\varepsilon n} = \frac{z_n - \min(z_n)}{\max(z_n) - \min(z_n)} + \varepsilon_n, \quad (6)$$

где  $z_{\varepsilon n}$  – множество значений яркости элементов преобразованного  $n$ -го изображения с учетом масштаба,  $z_n$  – множество значений яркости элементов исходного  $n$ -го изображения,  $\min(z_n)$  и  $\max(z_n)$  – минимальное и максимальное значения яркости исходного  $n$ -го изображения соответственно.

Непосредственно комплексирование проводится путем формирования поля мультифрактальных размерностей  $\mathbf{D}(i, j)$ ,  $i = 1, \dots, M$ ,  $j = 1, \dots, N$ , для этого в скользящем окне размером  $W \times W$ , где  $W = 2\varepsilon + 1$  – нечетное целое число, рассчитывается локальная мультифрактальная размерность  $L_q$  [33]

$$L_q = \frac{1}{|q|} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln(I(q, \varepsilon))}{\ln(1/\varepsilon)}, \quad \text{при } q \neq 0, \quad (7)$$

где  $q$  – порядок скейлингового момента; при  $q = 1$  локальная мультифрактальная размерность соответствует фрактальной размерности, при  $q \neq 1$  выявляются мультифрактальные свойства, которые также возможно использовать при комплексировании;

$$I(q, \varepsilon) = \alpha \sum_i^W \sum_j^W \mu_\varepsilon(i, j)^q \quad (8)$$

– обобщенная статистическая сумма;

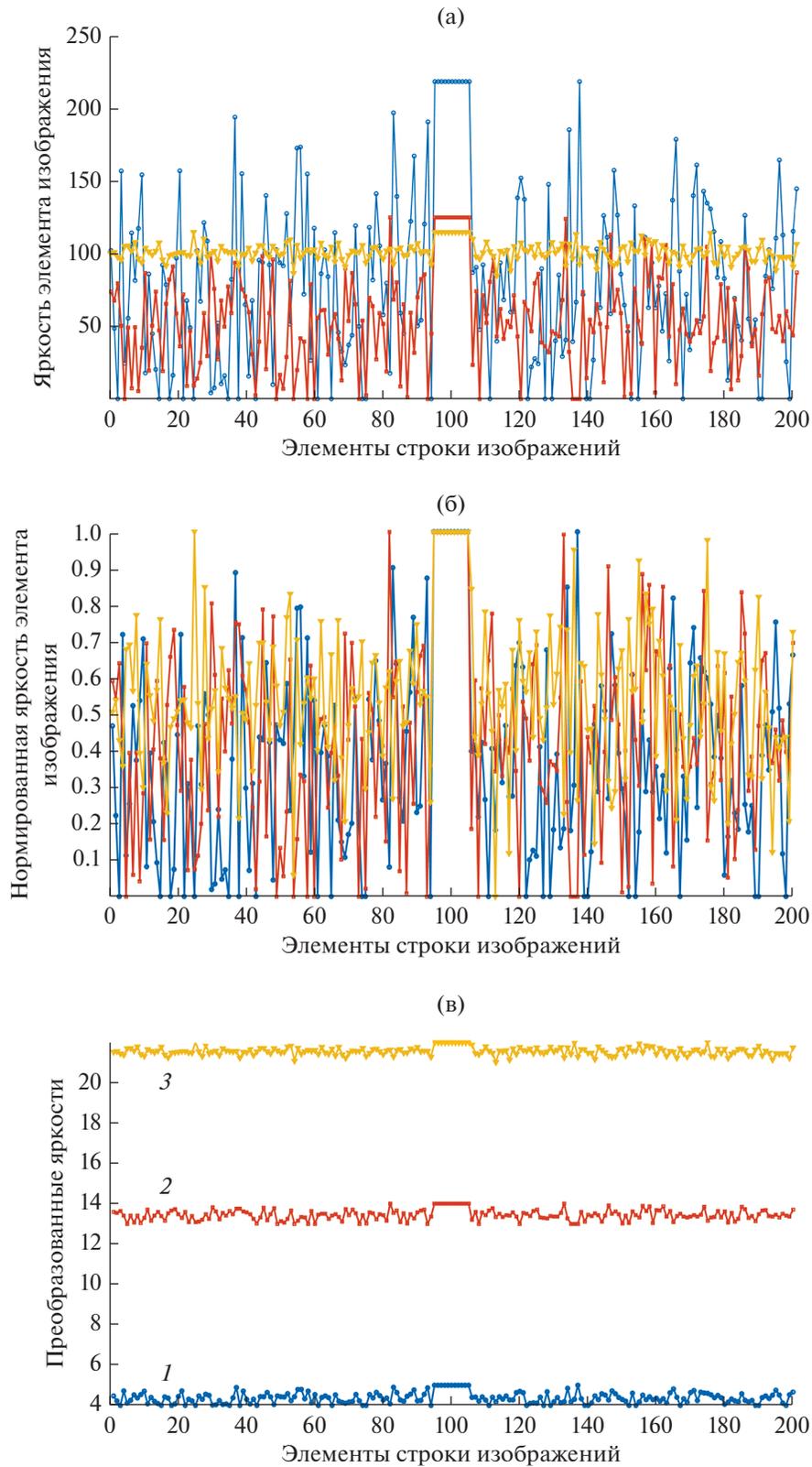
$$\alpha = \frac{\sum_i^W \sum_j^W |z_\varepsilon(i, j) - z(i, j)|}{\varepsilon_n - \varepsilon_6}; \quad (9)$$

$\varepsilon_6$  – масштаб базового изображения  $z$ ;

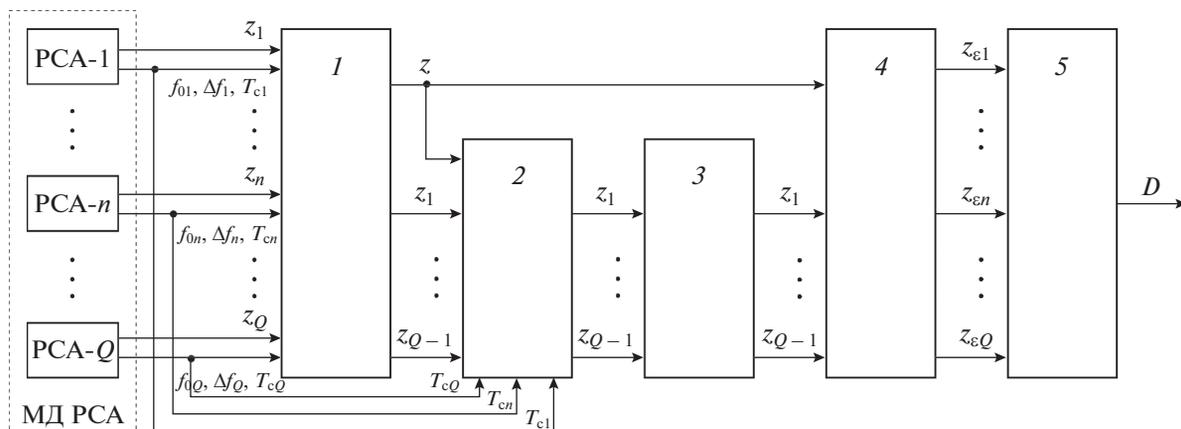
$$\mu_\varepsilon(i, j) = \frac{|z_\varepsilon(i, j) - z(i, j)|}{\sum_i^W \sum_j^W |z_\varepsilon(i, j) - z(i, j)|}. \quad (10)$$

Вычисленные таким способом значения  $L_q$  каждого центрального элемента скользящего окна запоминаются в соответствующем элементе двумерной матрицы  $\mathbf{D}(i, j)$ ,  $i = 1, \dots, M$ ,  $j = 1, \dots, N$ , а в случае  $q \neq 1$  – в соответствующем элементе трехмерной матрицы  $\mathbf{D}(q, i, j)$ , содержащей элементы исходных РЛИ одной и той же сцены, полученных одновременно в различных частотных диапазонах.

Структурная схема предлагаемой в работе текстурно-фрактальной обработки многодиапазонных РЛИ представлена на рис. 16. После получения исходных двумерных цифровых полутоновых изображений  $(z_1, \dots, z_n, \dots, z_Q)$  и соответствующих им значений несущих частот  $(f_{01}, \dots, f_{0n}, \dots, f_{0Q})$  или ширины спектра  $(\Delta f_1, \dots, \Delta f_n, \dots, \Delta f_Q)$  зондирующих сигналов проводится процедура  $I$  (см. рис. 16) ранжирования в порядке убывания значений несущей частоты  $f_{0n}$ ,  $n = 1, \dots, Q$  или ширины спектра  $\Delta f_n$  зондирующих сигналов, с помощью которых они получены, определения наиболее информативного (базового) изображения  $z$  и вычисления масштаба  $\varepsilon_n$  исходных изображений, далее на



**Рис. 15.** Значения яркостей строки трех исходных РЛИ (а), преобразованных РЛИ согласно [32] без учета их масштабов (б) и преобразованных с учетом масштабов  $\epsilon_n$  (в) для РЛИ-1 с  $\epsilon = 21$  (кривая 1), РЛИ-2 с  $\epsilon = 13$  (кривая 2), РЛИ-3 с  $\epsilon = 4$  (кривая 3).



**Рис. 16.** Схема текстурно-фрактальной обработки многодиапазонных РЛИ: 1 – ранжирование, 2 – выделение участка сцены базового изображения, 3 – приведение изображений к разрешению базового изображения, 4 – выравнивание динамического диапазона, 5 – вычисление поля мультифрактальных размерностей.

остальных изображениях проводится процедура 2 выделения участка сцены базового изображения относительно середины интервалов накопления зондирующих сигналов ( $T_{c1}, \dots, T_{cn}, \dots, T_{cQ}$ ), а также процедура 3 приведения выделенных участков изображений к разрешению базового изображения  $M \times N$  пикселей, затем проводится процедура 4 выравнивания динамического диапазона всех изображений, в том числе и базового, например, путем нормировки с учетом вычисленных масштабов  $\epsilon_n$ . Преобразованные таким образом изображения подвергаются процедуре комплексирования 5 (см. рис. 16), основанной на формировании с помощью скользящего окна размером  $W \times W$  двумерного или трехмерного поля мультифрактальных размерностей  $D$ .

## 7. ОБСУЖДЕНИЕ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

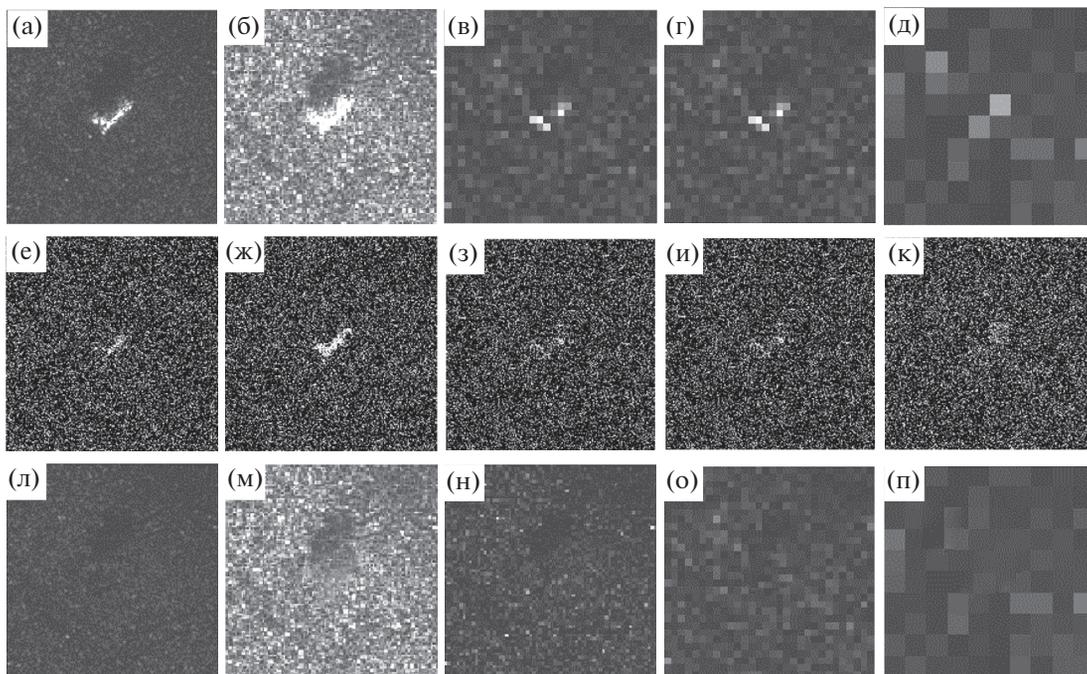
Поскольку получить достаточную выборку изображений, сформированных одновременно в нескольких частотных диапазонах, весьма затруднительно, в работе были использованы результаты имитационного моделирования изображений с объектом типа танк при различных условиях наблюдения. Модель формирования РЛИ объекта представляет собой совокупность моделей одноканальных РСА с возможностью задания параметров полета носителя РСА, несущей частоты и ширины спектра зондирующего сигнала, известной модели распространения ЭМ-волн, факетной модели подстилающей поверхности и факетной модели объекта, позволяющей рассчитывать ЭПР объекта в каждом элементе разрешения РСА модифицированным методом геометрической оптики [34] или одним из методов физической оптики. Кроме того, в известной модели формирования

РЛИ объекта дополнительно реализованы возможности получения радиолокационной тени от объектов (рис. 17а–17д), имитации воздействия гауссовской помехи с контролируемым отношением сигнал/(помеха + шум) (рис. 17е–17к) и маскирующего эффекта специальных радиопоглощающих покрытий (рис. 17л–17п).

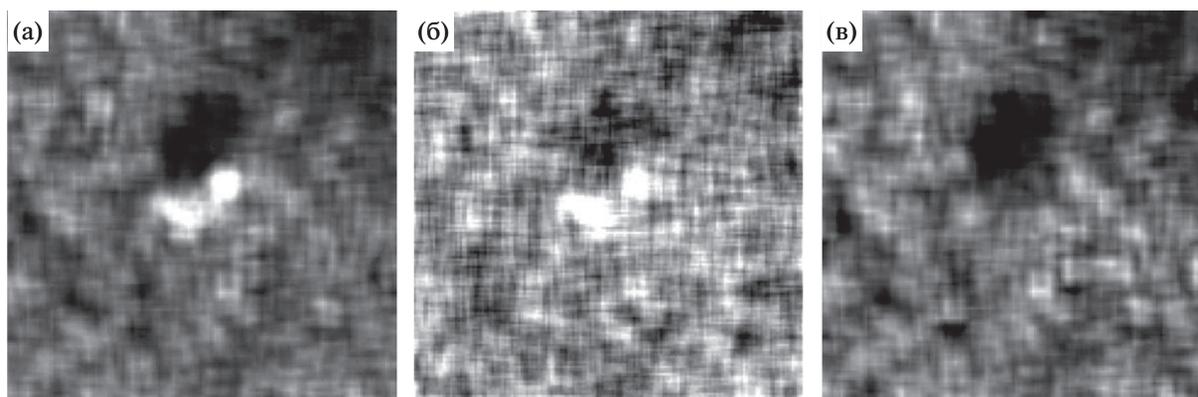
В качестве примера текстурно-фрактального комплексирования РЛИ многодиапазонной РСА на рис. 18 приведены результаты обработки изображений одного и того же объекта (см. рис. 17), синтезированных на разных частотах с различным разрешением для трех указанных случаев: рис. 18а – для рис. 17а–17д, рис. 18б – для рис. 17е–17к, рис. 18в – для рис. 17л–17п.

Следует отметить, что, как видно из примеров результата совместной обработки, благодаря существенным отличиям текстур РЛИ подстилающей поверхности и объекта удается получить достоверный результат. Однако в случае объекта, замаскированного для всех диапазонов (см. рис. 17л–17п), отчетливо наблюдается только радиолокационная тень, что обуславливает необходимость ее учета в качестве дополнительного признака обнаружения. Поскольку мероприятия по маскированию объектов выполняются чаще всего только для некоторых диапазонов, достоверность результатов ожидается существенно лучшей.

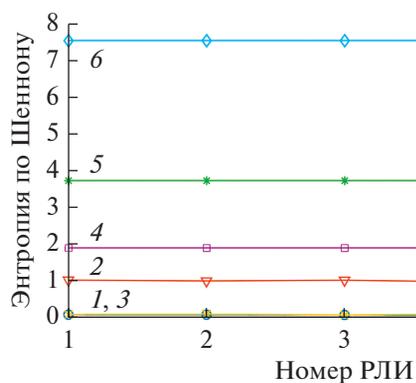
Для оценки эффективности предложенного способа сформирована выборка модельных изображений нескольких объектов (танков и бронетранспортеров) при разных условиях наблюдения с различным разрешением, соответствующим характеристикам реальных одноканальных РСА различных диапазонов. Обобщенные результаты оценки энтропии всех РЛИ по отдельности и результатов их комплексирования представлены на рис. 19.



**Рис. 17.** Пример многодиапазонных РЛИ объекта типа “танк”, сформированных в разных частотных диапазонах (а)–(д), РЛИ с помеховым воздействием (е)–(к), РЛИ с замаскированным объектом (л)–(п); яркость и контрастность изображений изменены для наглядности.



**Рис. 18.** Пример результатов совместной текстурно-фрактальной обработки многодиапазонных РЛИ: исходных (а), после воздействия помехи (б), с применением маскировки объекта (в).



**Рис. 19.** Значения энтропии исходных РЛИ (1–3) и комплексированных изображений (4–6): исходные (1), с помехой (2), с замаскированным объектом (3), комплексированных по исходным РЛИ (4), комплексированных по зашумленным РЛИ (5), комплексированных по РЛИ с замаскированным объектом (6).

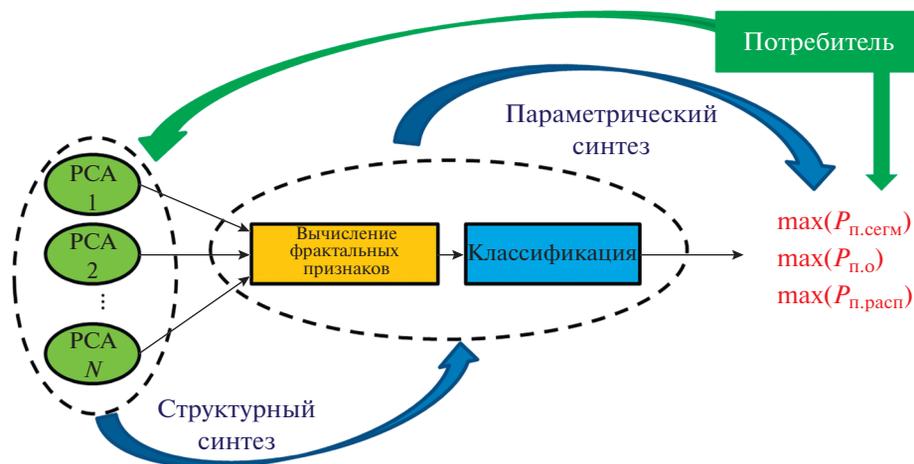


Рис. 20. Схема структурно-параметрического синтеза системы текстурно-фрактальной обработки многомерных РЛИ ( $P_{п.сегм}$ ,  $P_{п.о}$ ,  $P_{п.расп}$  – вероятности правильной сегментации, обнаружения и распознавания соответственно).

Как видно из графиков, информативность каждого из исходных РЛИ оказалась в среднем не менее чем на 37% ниже, чем у результирующего, что подтверждает высокую эффективность предложенного способа.

В соответствии с поставленной задачей, для дальнейшей работы формализована схема структурно-параметрического синтеза системы оптимальной текстурно-фрактальной обработки многомерных РЛИ (рис. 20).

Так, согласно приведенной схеме, потребитель тематической информации сначала определяет целевую функцию – классификация (сегментация) подстилающей поверхности, обнаружение или распознавание объектов, определяемые требованиями к соответствующим вероятностям. На этой основе автоматически формируется состав сенсоров и структура вычислительной системы (структурный синтез), затем определяются параметры вычислителя, обеспечивающие заданные характеристики.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Несмотря на существование в настоящее время методов, способов и алгоритмов текстурно-фрактальной обработки двумерных изображений, задача эффективного комплексирования многомерных РЛИ до сих пор не решена. С учетом результатов статистического анализа значений яркости и фрактальной размерности двумерных РЛИ в работе предложен новый способ комплексирования РЛИ многодиапазонной РСА, основанный, в отличие от известных, на одновременном вычислении скользящим окном по всем исходным РЛИ локальных мультифрактальных размерностей методом итерационных покрытий, позволяющий

существенно повысить информативность изображений, оцениваемую по энтропии.

Представленная схема структурно-параметрического синтеза позволяет говорить об оптимальности текстурно-фрактальной обработки многомерных изображений, поскольку критерием эффективности служит максимум одной или одновременно нескольких вероятностных характеристик – классификации (сегментации), обнаружения или распознавания в зависимости от решаемых системой задач.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Методы компьютерной обработки изображений / Под ред. В.А. Сойфера. М.: Физматлит, 2003.
2. Кузнецов В.А., Гончаров С.А. // Системы управления, связи и безопасности. 2017. № 3. С. 28.
3. Радиолокационные системы воздушной разведки, дешифрирование радиолокационных изображений / Под ред. Л.А. Школьного. М.: ВВИА, 2008.
4. Кузнецов В.А. // Телекоммуникации. 2012. № 10. С. 31.
5. Mandelbrot B.B. The Fractals Geometry of Nature. N.Y.: Freeman, 1982.
6. Потанов А.А. Фракталы в радиофизике и радиолокации: Топология выборки. М.: Университетская книга, 2005.
7. Тихонов В.И. Статистическая радиотехника. М.: Сов. радио, 1966.
8. Тихонов В.И., Харисов В.Н. Статистический анализ и синтез радиотехнических устройств и систем. М.: Радио и связь, 2004.
9. Liggins M.E., Hall D.L., Llinas J. Handbook of Multi-sensor Data Fusion. Theory and Practice. Boca Raton: CRC Press, 2009.
10. Heer J., Kandel S. // XRDS: Crossroads, The ACM Magazine for Students, 2012. V. 19. № 1. P. 50.

11. Кузнецов В.А., Марюхненко В.С. // Сб. трудов XXIV Междунар. науч.-техн. конф. “Радиолокация, навигация, связь”. 17–19 Апр. 2018. Воронеж: ООО “Вэлборн”, 2018. Т. 4. С. 26.
12. Rosario D.S. // Proc. SPIE. 2000. V. 4053. P. 677.
13. Rodkey D.L. // Record of the Forty-First Annual Tri-Service Radar Symp. Monterey. Sept. 1995. V. 268105-X. P. 39.
14. Кузнецов В.А., Марюхненко В.С., Миронов Б.М., Потоцкий А.Н. // Вест. Воронеж. гос. ун-та. Сер.: Системный анализ и информационные технологии. 2017. № 2. С. 5.
15. Dong J., Zhuang D., Huang Y., Fu J. // Sensors. 2009. V. 9. P. 7771.
16. Tan L., Chen Y., Zhang W. // J. Phys. Conf. Series. 2019. V. 1284. P. 1.
17. Karhe R.R., Chandrate Y.V. // Int. J. Advanced Engineering, Management and Science. 2016. V. 2. № 3. P. 1.
18. Wang Z., Tie Y., Li S., Li D. // Proc. 2011 Int. Conf. Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC 2011). Jilin. 19–22 Aug. N.Y.: IEEE, 2011. P. 1213.
19. Kaplan L.M. // IEEE Trans. 2001. V. AES-37. № 2. P. 436.
20. Novak L.M., Owirka G.J., Netishen C.M. // Lincoln Laboratory J. 1993. V. 3. № 1. P. 11.
21. Потапов А.А. // Тез. докл. Всес. конф. “Математические методы распознавания образов (ММРО-IV)” (Рига, 24–26 окт.1989 г.). Рига: Изд. МИПКРРиС, 1989. Ч. 4. С. 150.
22. Потапов А.А., Галкина Т.В., Орлова Т.И., Хлявич Я.Л. // РЭ. 1990. Т. 35. № 11. С. 2295.
23. Потапов А.А., Галкина Т.В., Орлова Т.И., Хлявич Я.Л. // РЭ. 1991. Т. 36. № 11. С. 2240.
24. Потапов А.А. // Тез. докл. ЛП Научной сессии, посв. Дню радио (Москва, 21–22 мая 1997 г.). М.: Изд. РНТО РЭС им. А.С. Попова, 1997. Т. 1. С. 169.
25. Potapov A.A., German V.A. // Pattern Recognition and Image Analysis. 1998. V. 8. № 2. P. 226.
26. Потапов А.А. // Зарубеж. радиоэлектрон. Успехи современ. радиоэлектрон. 2000. № 6. С. 3.
27. Потапов А.А., Герман В.А. // РЭ. 2000. Т. 45. № 8. С. 946.
28. Кузнецов В.А., Аликулов Е.А., Репин М.А., Маннанов А.Х. // Сб. тез. докл. науч.-техн. конф. “Состояние и перспективы развития современной науки по направлению “Техническое зрение и распознавание образов”. Анапа. 16–17 окт. 2019. Анапа: Военный инновационный технополис “ЭРА”, 2019. С. 201.
29. *Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition Data Base*. <https://www.sdms.af.mil/index.php?collection=mstar>.
30. Peleg S., Naor J., Hartley R. // IEEE Trans. 1984. V. PAMI-6. № 4. P. 518.
31. Кузнецов В.А., Потоцкий А.Н. // Успехи. современ. радиоэлектрон. 2017. № 3. С. 39.
32. Гурьянов М.А. // Журн. радиоэлектроники. 2014. № 12. <http://jre.cplire.ru/jre/dec14/9/text.pdf>.
33. Xia Y., Feng D., Zhao R. // IEEE Trans. 2006. V. IP-15. № 3. P. 614.
34. Кузнецов В.А., Амбросов Д.В. Системы управления, связи и безопасности. 2019. № 2. С. 215.