

ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

УДК 621.396.96:004.931+004.932

НОВЫЙ КЛАСС ТОПОЛОГИЧЕСКИХ ТЕКСТУРНО-МУЛЬТИФРАКТАЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ ДЛЯ ОБРАБОТКИ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ И ОПТИЧЕСКИХ МАЛОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2021 г. А. А. Потапов^{а, *}, В. А. Кузнецов^{б, **}, А. Н. Потоцкий^{б, ***}

^аИнститут радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН,
ул. Моховая, 11, корп. 7, Москва, 125009 Российская Федерация

^бВоенный 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

**E-mail: kuzzyviktor@mail.ru

***E-mail: AntonPototskiy@mail.ru

Поступила в редакцию 16.11.2020 г.

После доработки 27.11.2020 г.

Принята к публикации 14.12.2020 г.

Рассмотрены вопросы совместной оценки скейлинговых, сингулярных, мультифрактальных и анизотропных свойств текстуры изображений. Описана методика формирования принципиально нового класса топологических текстурно-мультифрактальных признаков, позволяющих совместно оценивать различные фрактальные свойства текстуры. Проведена оценка эффективности сегментации реальных радиолокационных и оптических изображений алгоритмом FCM-кластеризации в пространстве предложенного класса признаков. На основе полученных результатов и их сравнения с точностью сегментации по существующему признаку сделан вывод о большей информативности нового класса топологических фрактальных признаков.

DOI: 10.31857/S0033849421050107

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время для интерпретации и описания особенностей оптических и радиолокационных изображений (РЛИ) широко применяются методы текстурного анализа [1–4]. Одним из наиболее известных среди них является текстурно-фрактальный подход, основанный на описании геометрии природных форм с использованием принципов самоподобия и масштабной инвариантности [5–7]. Применение фрактального анализа обеспечивает получение информации о таких сложно поддающихся количественному описанию структурных и геометрических особенностях текстуры РЛИ и оптических изображений, как упорядоченность, однородность, внутренняя организованность, периодичность. Исследование локальных и глобальных топологических особенностей пространственной структуры поля яркости изображений (“пустоты”, “всплески”, “шероховатости”, “локальные концентрации”, “протяженности” и т.п.), характеризующихся соответствующими фрактальными признаками, обеспечивает возможность

различения анализируемых классов объектов по их структурной регулярности. С использованием методов теории фракталов решаются задачи широкого спектра направлений деятельности человека: экологии, социологии, медицины, биологии, экологии, метеорологии, географии, искусства и т.д. Положения и методы фрактальной теории играют особую роль в практических приложениях современной радиофизики, в области разработки радиоэлектронных систем, цифровых и информационных технологий [2, 7]. В частности, обработка изображений с применением методов теории фракталов выполняется в интересах дистанционного зондирования Земли для обнаружения (локализации) объектов на фоне подстилающей поверхности, выделения границ, сегментации и классификации разнообразных типов земной поверхности. Примечательно, что для решения ряда задач тематической обработки одного и того же изображения целесообразным оказывается применение различных текстурно-фрактальных признаков, каждый из которых обладает различной дифференцирующей способностью [2, 7, 8], что с

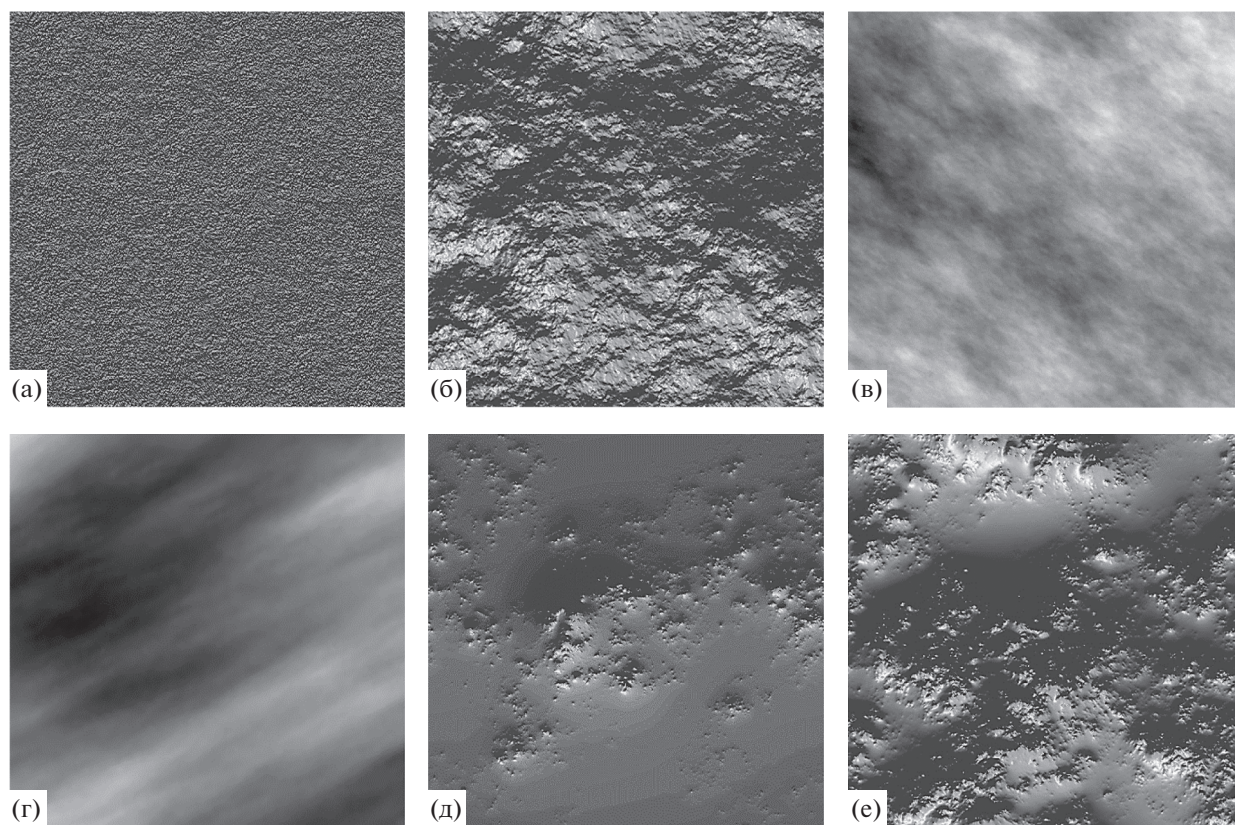


Рис. 1. Синтезированные изображения, различающиеся параметризацией скейлинга (а, б), анизотропности (в, г) и спектра размерностей (д, е).

точки зрения как теории, так и практики цифровой обработки не в полной мере удовлетворяет требованиям эффективности.

Повышение эффективности обработки изображений, например сегментации, может быть достигнуто за счет применения признаков, позволяющих совместно учитывать атрибуты текстуры с позиции современной теории фракталов и дробного исчисления.

Цель работы — исследование возможностей одновременного измерения существующих фрактальных признаков и оценка информативности нового, предложенного авторами класса топологических текстурно-мультифрактальных признаков при сравнении с известными, для решения задачи сегментации радиолокационных и оптических изображений.

1. ФРАКТАЛЬНЫЕ ПРИЗНАКИ ТЕКСТУРЫ ИЗОБРАЖЕНИЙ

С позиций фрактальной теории топологические особенности текстуры изображений могут обладать скейлинговыми, сингулярными, анизотропными (направленными) и мультифрактальными свойствами, как показано на рис. 1.

Такие свойства могут проявляться как по отдельности, так и совместно. При этом масштабные (скейлинговые) свойства характеризуют степень самоподобия распределения отсчетов яркости, мультифрактальные — совместное распределение нескольких самоподобных множеств. Сингулярные свойства проявляются на локальных масштабах анализа в виде нарушения (сохранения) скейлинговых свойств. Анизотропные свойства текстуры определяются пространственным распределением скейлинга. На рис. 2 представлены синтезированные изображения, каждое из которых характеризуется преимущественно только одним атрибутом.

Синтезирование изображений со скейлинговыми свойствами в виде фрактальных броуновских полей осуществлялось в программной среде Matlab 2019 реализацией алгоритма фрактальной фурье-фильтрации [6]. Синтезирование изображений с теми же характеристиками и различной направленностью элементов осуществлялось на основе алгоритма фрактальной фурье-фильтрации с регулируемым по ориентации распределением спектральной плотности [9]. В процессе формирования мультифрактальных текстур применялась модель обобщенного мультифрактального броуновского движения [10], в которой пока-

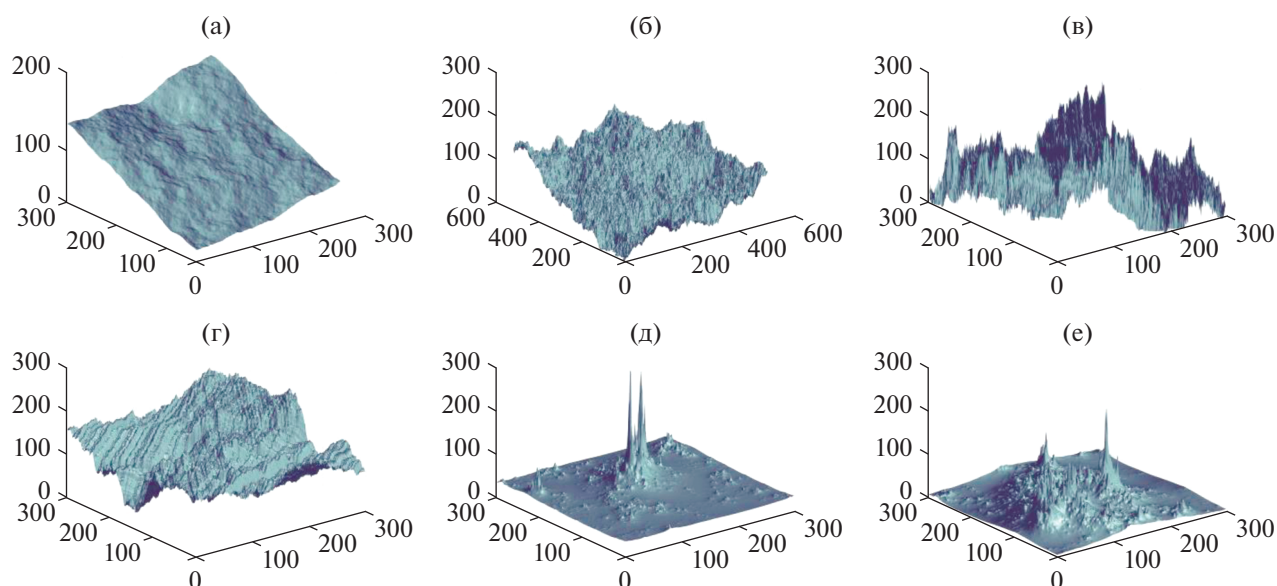


Рис. 2. Пространственная структура изображений, представленных на рис. 1а–1е (а–е соответственно).

затель Херста определялся значениями линейной и периодической функций от пространственных координат.

Фрактальный анализ изображений основан на применении топологических признаков, систематизированных в табл. 1.

Среди рассмотренных признаков наибольшее распространение получили следующие:

- фрактальная размерность (ФР) D , описывающая скейлинговые свойства изображений;
- фрактальная сигнатура (ФС) $\{D(\varepsilon)\}$, характеризующая сингулярные свойства текстуры;
- направленная фрактальная сигнатура (НФС) $\{D(\varepsilon, r)\}$, определяющая сингулярные и анизотропные свойства текстуры;
- спектр обобщенных фрактальных размерностей (спектр размерностей Реньи) $\{D_q\}$, описывающий мультифрактальный характер структуры;
- мультифрактальная сигнатура (МФС) $\{L_q(\varepsilon)\}$, описывающая сингулярные и мультифрактальные особенности анализируемой текстуры.

Исследование методов измерения соответствующих признаков [2, 7, 11–17] позволило установить, что в основе формирования их оценок лежит применение разновидностей морфологического метода итерационных покрытий. Проведенный анализ представленных методов и установление существенного факта, что к настоящему времени не реализован комплексный и всесторонний учет текстурно-фрактальных характеристик изображений, стимулировал авторов данной работы синтезировать методики и алгоритмы, позволяющие

одновременно измерять скейлинговые, сингулярные, мультифрактальные и направленные характеристики текстуры изображений с выбором наиболее релевантных составляющих компонент.

2. МЕТОДИКА ИЗМЕРЕНИЯ НАПРАВЛЕННОЙ МОРФОЛОГИЧЕСКОЙ МУЛЬТИФРАКТАЛЬНОЙ СИГНАТУРЫ

Основу предлагаемой в работе методики измерения направленной морфологической мультифрактальной сигнатуры (НММФС) (см. табл. 1) составляет морфологический вариант реализации расширенного метода итерационных покрытий с вращением сетки [14] с модифицированными процедурами выбора размера вращающейся сетки и формирования набора горизонтально-ориентированных структурных элементов. Для учета мультифрактальных свойств текстуры изображений в данной работе был использован морфологический мультифрактальный метод итерационных покрытий [17].

Сущность методики [18], синтезированной структурно-параметрическим методом на основе указанных процедур, заключается в вычислении локальных морфологических мультифрактальных показателей (ЛММФП) $L_q(\varepsilon, r)$ для требуемого числа угловых направлений анализа $r_{\max}$ обрабатываемого изображения $I(m, n)$ и формировании массива соответствующих значений в координатах “направление-масштаб” для каждого порядка скейлингового момента q , где $-\infty \leq q \leq \infty$, $q \neq 0$, здесь $m = 1, 2, \dots, M$, $n = 1, 2, \dots, N$ – число строк и столбцов соответственно.

Таблица 1. Топологические или текстурно-фрактальные признаки изображений

Признак	Условное обозначение	Задачи обработки*
Фрактальная размерность	D	1–4, 8, 9
Показатель Херста	H	2
Расширенный показатель Херста	EFF	2, 3, 9
Фрактальная сигнатура	$\{D(\epsilon)\}$	1 – 5
Спектр показателей Херста	$\{H(\epsilon)\}$	2, 4
Вейвлет-фрактальная сигнатура	$D_{\theta,v}(p)$	2
Распределение самоподобия	$H^D(j)$	1, 2, 5, 7
D -размерностная мера	K_0	2
Локальная D -размерностная мера	$K_0(\epsilon)$	2
Массив фрактальных размерностей (по направлениям анализа текстуры)	$\{D(r)\}$	1
Направленная фрактальная сигнатура	$\{D(\epsilon, r)\}$	1, 4, 5
Пространственный фрактальный кепстр	S	1, 2, 3
Последовательность показателей массы	$\tau(q)$	1, 4, 6
Спектр размерностей Реньи	$\{D_q\}$	1, 4, 6
Мультифрактальный спектр	$\{f(\alpha)\}$	1, 4, 6
Спектр морфологических мультифрактальных показателей	$\{L_q\}$	4
Локальный (на масштабе ϵ) морфологический мультифрактальный показатель	$L_q(\epsilon)$	1, 4
Морфологическая мультифрактальная сигнатура	$\{L_q(\epsilon)\}$	1, 4
Лакуарность	$\{\Lambda(\epsilon)\}$	1, 4, 5
Направленная морфологическая мультифрактальная сигнатура	$\{L(q, \epsilon(\tilde{r}))\}$	1, 3, 4

* Введены следующие условные обозначения: 1 – обнаружение аномалий; 2 – сегментация; 3 – обнаружение границ; 4 – идентификация областей; 5 – классификация; 6 – фильтрация шумов; 7 – кодирование, сжатие; 8 – слияние данных; 9 – синтез текстур.

Расчет обобщенной статистической суммы $Z(q, \epsilon, r)$ для каждого направления анализа r ($r = 1, 2, \dots, r_{\max}$) осуществляется по сформированному набору “верхних” $\{U_{\epsilon,r}(m, n)\}$ и “нижних” $\{X_{\epsilon,r}(m, n)\}$ “покрытий”, полученных в результате морфологической обработки (дилатации и эрозии соответственно) массива $\{B_r(m, n)\}$, повернутых на требуемое число $r_{\max}$ угловых положений копий исходного изображения с использованием набора “плоских” горизонтально-ориентированных структурных элементов $\{Y_\epsilon, \epsilon = 1, 2, \dots, E\}$, длина w ($w = 2\epsilon + 1$) которых соответствует анализируемому масштабу.

Обобщенная статистическая сумма $Z(q, \epsilon, r)$ q -го порядка на каждом анализируемом масштабе ϵ

для каждого повернутого изображения $B_r(m, n)$ определяется следующим соотношением:

$$Z(q, \epsilon, r) = \left((2\epsilon)^{-1} V(\epsilon, r) \right) V^{-q}(\epsilon, r) \times \left(\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (|U_{\epsilon,r}(m, n) - X_{\epsilon,r}(m, n)|)^q \right), \quad (1)$$

где

$$V(\epsilon, r) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (U_{\epsilon,r}(m, n) - X_{\epsilon,r}(m, n))$$

– “объем” поверхности изображения $B_r(m, n)$ на масштабе ϵ , заключенный между соответствующими покрытиями.

Определение МФС $S_{q,r}$ осуществляется посредством расчета ЛММФП, измеряемыми между соседними масштабами анализа по выражению

$$L_q(\varepsilon, r) = \left(\lg \frac{\varepsilon}{\varepsilon + 1} \right)^{-1} \lg \frac{Z(q, \varepsilon + 1, r)}{Z(q, \varepsilon)}, \quad (2)$$

с последующим формированием массива

$$S_{q,r} = \begin{bmatrix} L_{-\infty}(\varepsilon_1) & L_{-\infty}(\varepsilon_2) & \dots & L_{-\infty}(\varepsilon_{\max} - 1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ L_{-1}(\varepsilon_1) & L_{-1}(\varepsilon_2) & \dots & L_{-1}(\varepsilon_{\max} - 1) \\ L_1(\varepsilon_1) & L_1(\varepsilon_2) & \dots & L_1(\varepsilon_{\max} - 1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ L_{\infty}(\varepsilon_1) & L_{\infty}(\varepsilon_2) & \dots & L_{\infty}(\varepsilon_{\max} - 1) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

где $L_q(\varepsilon) = [L_q(\varepsilon, r_1) \ L_q(\varepsilon, r_2) \ \dots \ L_q(\varepsilon, r_{\max})]^T$ – вектор-столбец ЛММФП для $r_{\max}$ числа поворотов

q -го порядка для масштаба анализа ε , $[\cdot]^T$ – оператор транспонирования. Далее осуществляется определение преобладающих направлений ориентации элементов текстуры на соответствующих масштабах анализа на основе аппроксимации эллипсами совокупности значений ЛММФП $\{L_q(\varepsilon, r)\}$, сформированных для заданного показателя q в полярной системе координат, и определении параметров эллиптичности $k_\varepsilon(q, \varepsilon)$ и угла $\psi(q, \varepsilon)$ наклона эллипса. Учет преобладающего направления ориентации текстуры в массиве $S_{q,n}$ осуществляется посредством выбора среди ЛММФП $\{L_q(\varepsilon, r)\}$ для каждого параметра q и ε значения показателя $L_q(\varepsilon(\hat{r}))$ для номера поворота, определяемого по условию

$$\hat{r} = \begin{cases} k_\varepsilon(q, \varepsilon) \leq k_{\text{эп}} \rightarrow \begin{cases} 0^\circ \leq \psi(q, \varepsilon) \leq 90^\circ \rightarrow \lfloor ((\pi/2) + \psi(q, \varepsilon)) \Delta\varphi^{-1} \rfloor \\ 91^\circ \leq \psi(q, \varepsilon) \leq 179^\circ \rightarrow \lfloor (\psi(q, \varepsilon) - (\pi/2)) \Delta\varphi^{-1} \rfloor, \end{cases} \\ k_\varepsilon(q, \varepsilon) > k_{\text{эп}} \rightarrow 0 \end{cases}, \quad (4)$$

где $\lfloor \cdot \rfloor$ – оператор округления до ближайшего целого в меньшую сторону.

В результате выбора ЛММФП $L_q(\varepsilon(\hat{r}))$ по критерию преобладающего на масштабе ε направления ориентации элементов текстуры формируется массив компонент, составляющих *новый класс топологических текстурно-мультифрактальных признаков* – направленную морфологическую мультифрактальную сигнатуру (НММФС) вида

$$S_{q,r}^{\text{opt}} = \{L_q(\varepsilon(\hat{r}))\} = \begin{bmatrix} L_{q \min}(\varepsilon_1(\hat{r})) & \dots & L_{q \min}(\varepsilon_{\max} - 1(\hat{r})) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ L_{-1}(\varepsilon_1(\hat{r})) & \dots & L_{-1}(\varepsilon_{\max} - 1(\hat{r})) \\ L_1(\varepsilon_1(\hat{r})) & \dots & L_1(\varepsilon_{\max} - 1(\hat{r})) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ L_{q \max}(\varepsilon_1(\hat{r})) & \dots & L_{q \max}(\varepsilon_{\max} - 1(\hat{r})) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

3. ИССЛЕДОВАНИЕ ИНФОРМАТИВНОСТИ НОВОГО КЛАССА ТОПОЛОГИЧЕСКИХ ПРИЗНАКОВ – НММФС

Исследование информативности нового класса признаков (5) проводилось на качественном уровне в предположении, что чем больше информации несет в себе тот или иной признак, тем точнее принимается решение. В частности, в данной работе проведена оценка эффективности (точно-

сти) сегментации изображений с использованием известного $\{L_q(\varepsilon, r)\}$ и предложенного $\{L_q(\varepsilon(\hat{r}))\}$ признаков алгоритмом FCM-кластеризации (от англ. Fuzzy C-Means – нечетких c -средних) [18, 19]. Обработке подвергались полутоновые изображения размером 256×256 пикселей, сведенные в шесть тестовых массивов msv 1–msv 5, а также РЛИ произвольного размера из массива msv 6, отличающихся различными характеристиками (анизотропия, фрактальность, мультифрактальность, скейлинговая однородность):

- 1) msv 1 – изотропная фрактальная броуновская поверхность (ИФБП) (моделирование);
- 2) msv 2 – анизотропная фрактальная броуновская поверхность (АФБП) (моделирование);
- 3) msv 3 – сочетание участков из двух различных природных и искусственных высокодетальных текстур (оптические текстурные изображения из альбома текстур Бродаца);
- 4) msv 4 – сочетание участков из четырех различных природных и искусственных высокодетальных текстур (оптические текстурные изображения из альбома текстур Бродаца);
- 5) msv 5 – анизотропные самоструктурированные поверхности (АССП), (реальные оптические текстуры из альбома текстур Бродаца);
- 6) msv 6 – реальные радиолокационные изображения.

Значения исследуемых признаков вычислялись методом “скользящего” окна с линейным

Таблица 2. Результаты сегментации тестовых изображений

Тестовая выборка	Используемый текстурно-фрактальный признак				
	ММФС, $\{L_q(\epsilon)\}$		НММФС, $\{L_q(\epsilon(\bar{r}))\}$		Повышение точности, %
	показатели качества сегментации, %				
	v ₁	v ₂	v ₁	v ₂	
msv 1	1.31	0.16	1.28	0.1	2.29
msv 2	19.82	3.514	2.673	0.51	86.5
msv 3	5.583	1.546	4.2	1.13	24.77
msv 4	6.72	2.12	4.327	1.415	35.61
msv 5	30.245	8.739	6.2	1.981	78

размером стороны $w = 19$ пикселей. Линейный размер сглаживающего окна $\bar{w} = 7$ и число направлений анализа $r_{\max} = \pi/\Delta\varphi = 18$ выбраны на основе обобщения результатов статистической обработки изображений. Для уменьшения размерности признакового пространства НММФС и снижения вычислительных затрат использовались порядки скейлинговых моментов $q = -2, -1$ и 1 . Экспериментальным путем установлено, что рациональным является выбор параметра $\Delta\varphi$ со значением 10° . Эффективность сегментации оценивалась по следующим показателям: выборочное среднее неправильно сегментированных пикселей v_1 и его среднеквадратическое отклонение v_2 , обусловленные ошибками определения номера класса в каждом элементе изображения.

Методика оценки точности сегментации, используемая в работе, заключается в формировании “коллажа” (мозаики) из нескольких текстур с априорно известной границей. При сегментации число классов в алгоритме FCM-кластеризации задается в соответствии с количеством составляющих текстурных мозаики сегментов. Точность сегментации вычисляли исходя из предположения, что если все пиксели внутри априорно известных границ правильно отнесены к истинному классу, то точность составит 100%. Десятые доли процента получены именно таким образом и не соответствуют в полной мере вероятностям правильной сегментации. Такой подход связан с ограниченностью количества реальных текстур и невозможностью достоверного расчета вероятности. Точные границы сегментирования реальных РЛИ (массив msv 6) определены эмпирически методом экспертных оценок, поскольку в реальности это делает оператор-дешифровщик.

Принятие решения о преимуществе по информативности среди сравниваемых признаков осуществляли по следующему правилу: информативнее

тот признак, у которого $v_1 \rightarrow \min$; информативнее тот признак, у которого $v_2 \rightarrow \min$, при $v_1' \approx v_1''$.

Примеры результатов сегментации тестовых моделируемых изображений из массивов msv 1 (ИФБП) произвольной формы с заданными значениями ФР D_3 в диапазоне 2.1...2.9 с шагом $\Delta D_3 = 0.1$ и msv 2 (АФБП) с компонентами, ориентированными под различными углами с шагом $\Delta\varphi = 10^\circ$, продемонстрированы на рис. 3.

Результаты обработки изображений массива msv 1, представленные в табл. 2, позволили сделать вывод, что с точки зрения точности сегментации нет существенной разницы в пользу выбора того или иного признака в случае анализа самоподобных изотропных поверхностей, значения ФР которых одинаковы во всех направлениях.

При обработке изображений из массива msv 2, характеризующихся анизотропными свойствами, значения ФР которых для различных направлений неодинаковы и распределены в соответствии с аргументами, заданными при моделировании, достигается улучшение качества сегментации, особенно существенное в случае анализа изображений, скомпилированных из одинаковых, но ориентированных под различными углами участков изображений АФБП. При этом повышение точности сегментации объясняется фактором дополнительного учета преобладающих направлений ориентации элементов текстуры. Таким образом, при наличии однотипных разноориентированных текстур с использованием НММФС существует возможность их дифференциации по отдельным кластерам.

Примеры результатов сегментации реальных изображений из массивов msv 3 и msv 4, представляющих собой сочетание из двух и четырех сегментов изображений природных и искусственных высокодетальных текстур, обладающих различными свойствами, представлены на рис. 4. Для лучшего визуального восприятия картины

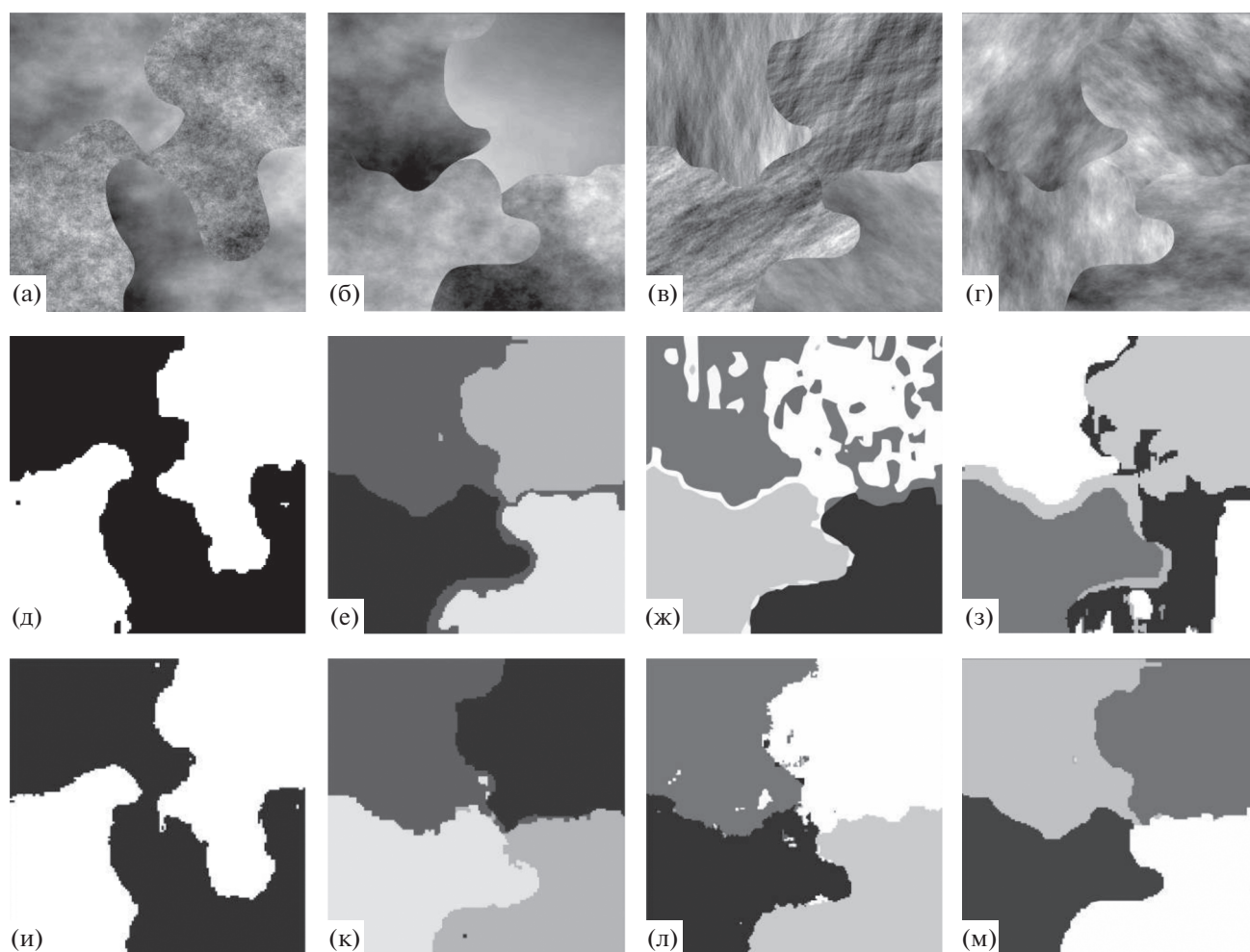


Рис. 3. Примеры тестовых изображений из массива msv 1 (а, б), msv 2 (в, г) и соответствующие им результаты сегментации с использованием ММФС (д–з) и НММФС (и–м); а, б – изотропные и в, г – анизотропные текстурные поля.

границы между различными участками текстуры на мозаичных изображениях обозначены белыми линиями. Результаты обработки изображений, достигаемые при использовании НММФС, характеризуются сниженной ошибкой сегментации, что свидетельствует о преимуществе по точности разработанного авторами нового класса признаков над известным при обработке как двухсегментных, так и четырехсегментных текстурных мозаик.

Для более углубленного определения дескриптивных возможностей разработанного класса признаков обрабатывали реальные изображения из массива msv 5 (АССП), а также массива msv 4 (текстуры Бродаца), составленных в мозаику из однотипных участков, но при этом разноориентированных под аналогичными, как и для массива msv 5, углами. Примеры сегментации соответствующих изображений приведены на рис. 5, интерпретация которых позволяет сделать вывод, что разработанный класс признаков обеспечивает значитель-

ное улучшение результатов разделения однородных, но по-разному ориентированных текстур.

Сравнительные данные о степени информативности ММФС и НММФС представлены на рис. 6. Полученные результаты с учетом данных табл. 2 следует интерпретировать следующим образом:

а) большая доля лучших результатов кластеризации означает предпочтительную применимость признака в задачах сегментации изображений;

б) меньшие значения показателя v_1 свидетельствуют о лучшей способности признака к различению “тонкой структуры” текстуры различных изображений;

в) меньшие значения v_2 характеризуют большую устойчивость признака к вариациям особенностей текстуры, принадлежащей одному классу.

На основе полученных результатов можно сделать вывод, что использование ММФС, чувствительной только к мультифрактальным и сингуляр-

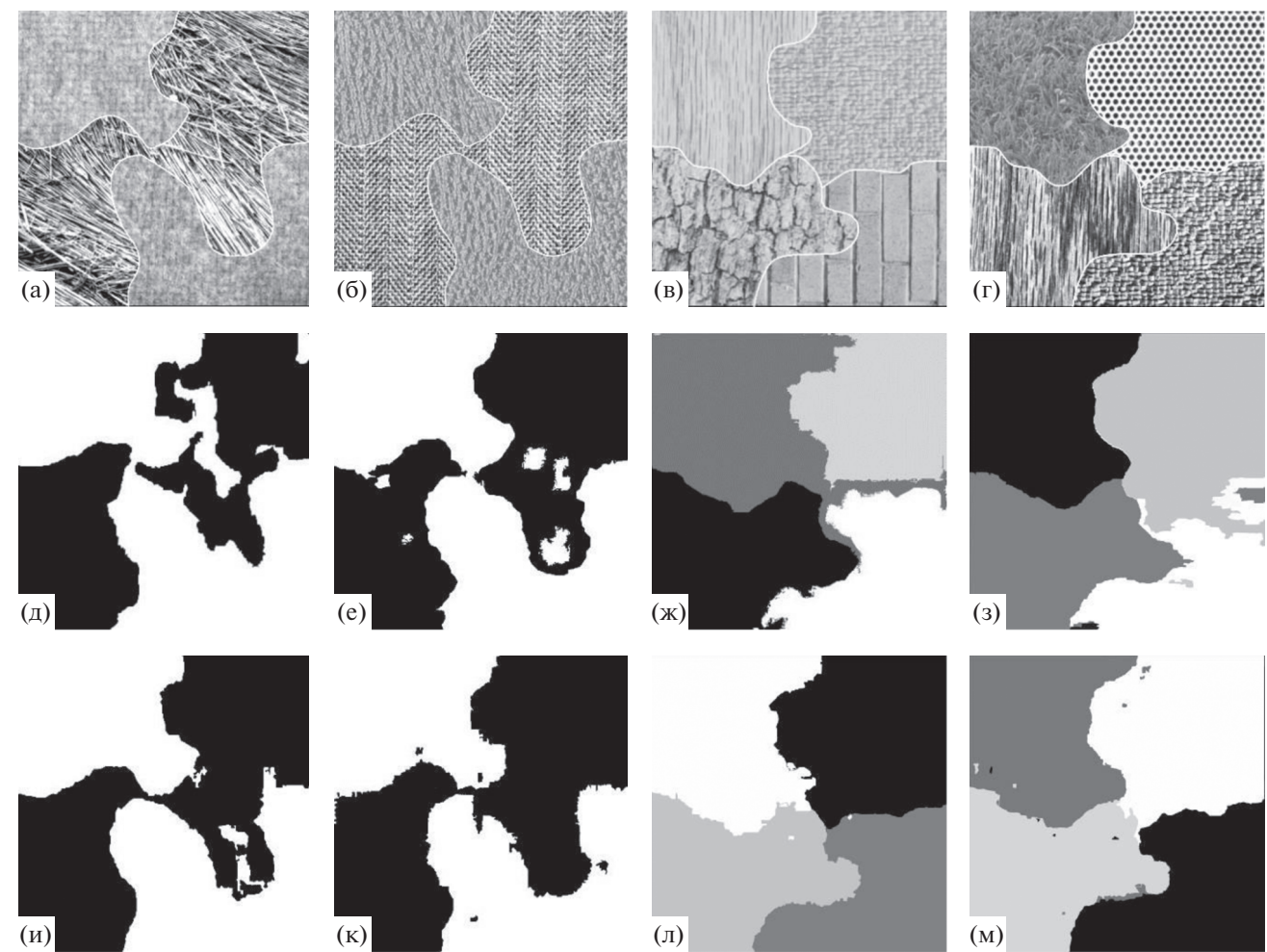


Рис. 4. Примеры тестовых изображений из массива msv 3 (а, б), msv 4 (в, г) и соответствующие им результаты сегментации с использованием ММФС (д–з) и НММФС (и–м).

ным свойствам изображений, при сегментации массивов тестовых данных, обладающих текстурной анизотропией, приводит к снижению числа правильно сегментированных элементов. Напротив, при использовании НММФС, комплексно учитывающей эти свойства, удается достичь существенного повышения точности результатов сегментации.

Таблица 3. Результаты сегментации тестового РЛИ размером 975×489 пикселей

Текстурный признак	Число сегментированных пикселей изображения (%)	
	правильно	ошибочно
ММФС, $\{L_q(\epsilon)\}$	371884 (78)	104891 (22)
НММФС, $\{L_q(\epsilon(\hat{r}))\}$	419562 (88)	57213 (12)

Исследование информативности признаков проводилось также и при обработке реальных РЛИ, сведенных в массив msv 6. Пример сегментации РЛИ Ка-диапазона с разрешением по азимуту и по дальности $\delta r, \delta \theta = 30$ см размером 975×489 элементов приведен на рис. 7а.

Точность сегментации РЛИ оценивали путем сравнения с эталонным (экспертным) изображением (рис. 7б). При этом было выявлено 10 классов подстилающей поверхности (табл. 3).

Данные табл. 3 свидетельствуют, что при использовании ММФС (рис. 7в) и НММФС (рис. 7г) текстура однородных участков выявлена и разделена на классы достаточно адекватно в обоих случаях. Однако, как следует из детального анализа исходного РЛИ, при наличии на изображениях однотипных классов объектов, обладающих сходными статистическими свойствами, но имеющими некоторые различия антропогенного характера (см. рис. 7а — обработанный верхний и необработанный нижний участки светлого поля треуголь-

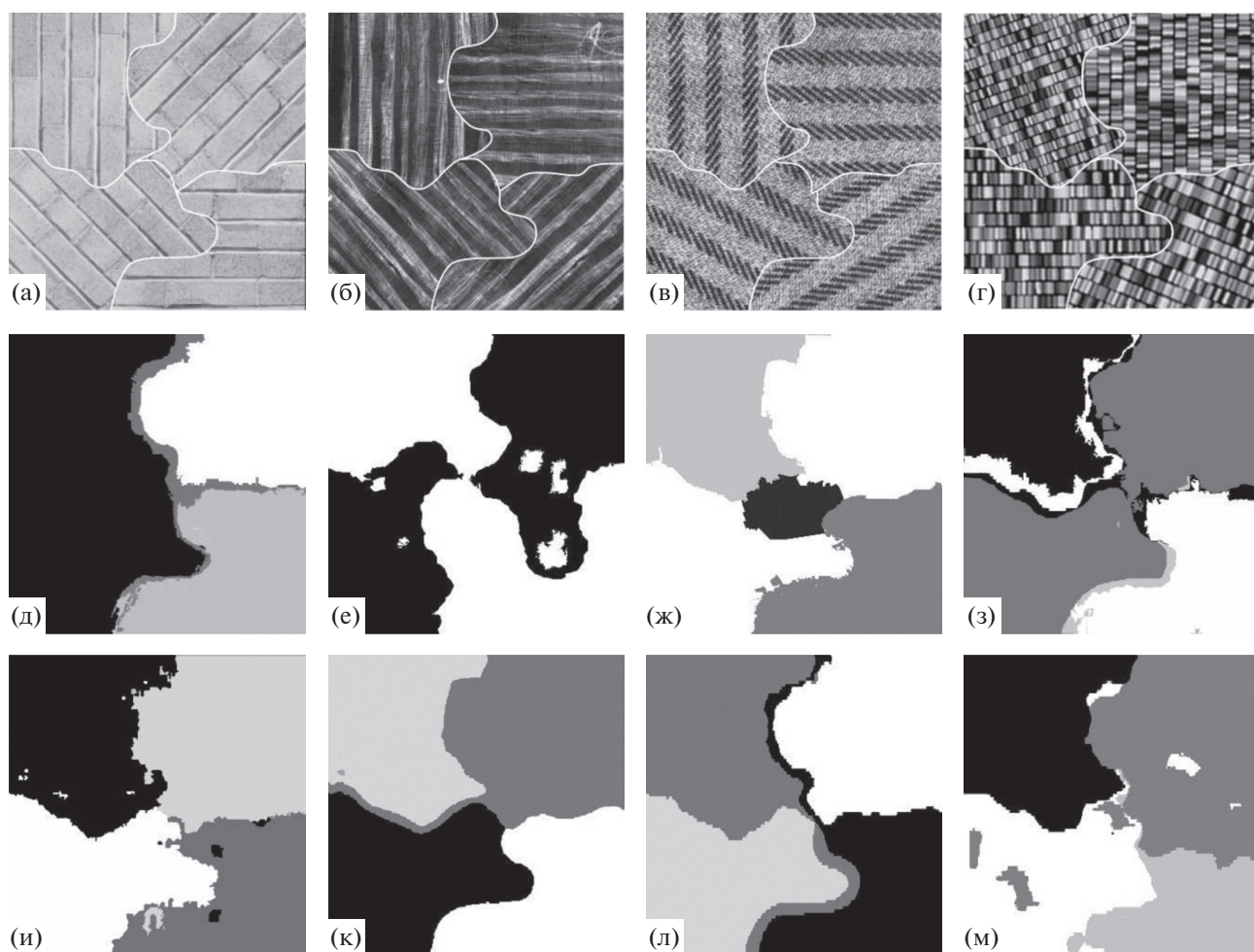


Рис. 5. Примеры тестовых изображений из массива msv 4 (а, б, в), msv 5 (г) и соответствующие им результаты сегментации с использованием ММФС (д–ж) и НММФС (и–м).

ной формы сельскохозяйственного назначения в средней части изображения), использование НММФС обеспечивает возможность разделения разноориентированных текстур в отдельные классы. В данном случае можно говорить о повышении степени различимости объектов на сегментированном изображении в целом.

Результаты обработки изображений из массива реальных радиолокационных изображений msv 6 показали, что точность сегментации с использованием НММФС оказывалась выше на 24.8...63.5% по сравнению с точностью, достигаемой при использовании ММФС. Наибольший выигрыш по точности сегментации наблюдался для изображений с участками сельскохозяйственных полей и других возделываемых угодий. С количественной точки зрения по представленному изображению (см. рис. 7а) ошибка сегментации снизилась на 46% по сравнению с результатом сегментации по известному признаку ММФС.

В процессе оценивания производилось определение времени, затрачиваемого на расчет признаков и выполнение сегментации FCM-алгоритмом. Несмотря на то, что можно было бы оце-

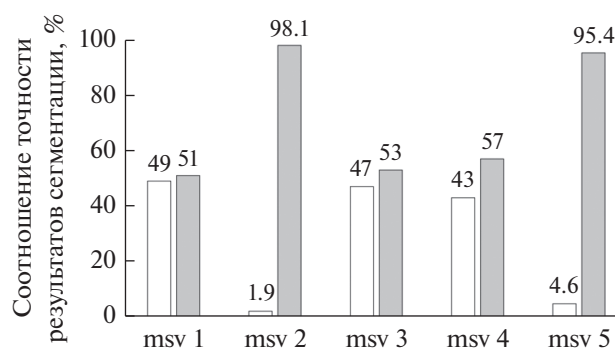


Рис. 6. Процентное соотношение наилучших по точности результатов сегментации при обработке массивов тестовых изображений с применением ММФС (светлые графики) и НММФС (темные графики).

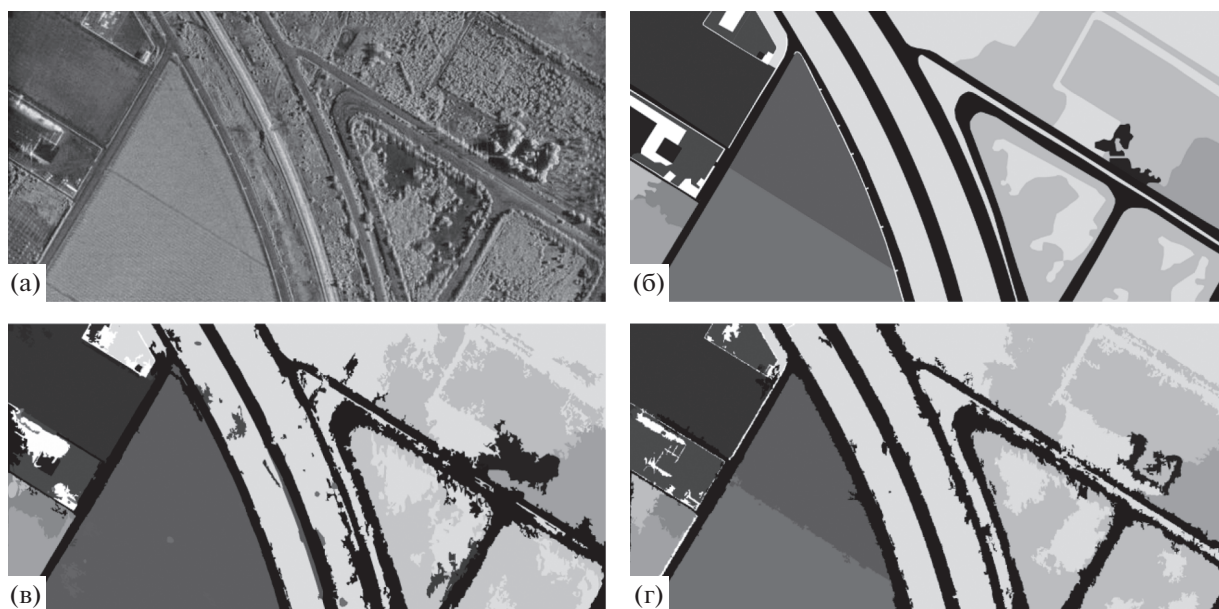


Рис. 7. Результаты сегментации РЛИ сельской местности (а), выполненные экспертом вручную (б) и с помощью FCM-алгоритма с использованием признаков ММФС (в) и НММФС (г).

нить вычислительную сложность алгоритмов измерения НММФС с учетом распараллеливания вычислений, основное внимание в работе (помимо достоверности) уделено удовлетворению временных ограничений на дешифрирование и получение тематических данных. Обработку изображений выполняли на неспециализированном персональном компьютере с типовой конфигурацией (восьмиядерный процессор Intel Core i7 с тактовой частотой 3.4 ГГц, оперативная память 24 Гб) и программно-аппаратной CUDA-архитектурой параллельных вычислений (англ. Compute Unified Device Architecture – унифицированная архитектура вычислительных устройств, видеокарта NVIDIA GeForce GTX 650). Технология параллельных вычислений на графическом ядре используется в работе при реализации морфологических преобразований (дилатации, эрозии) и оконной обработки (“скользящим” окном) в среде MATLAB. Полученные результаты показали, что использование НММФС, несмотря на значительный прирост точности сегментации, приводит к существенному (не менее чем до 3.5 раз) росту вычислительной сложности, которая напрямую связана с точностью определения основных направлений ориентации текстуры. Так, для рассматриваемого в примере, представленном на рис. 7 РЛИ, на сегментацию с использованием ММФС затрачено 2.2 мин, а при использовании НММФС 4 мин.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассмотрена новая методика совместного оценивания скейлинговых, сингулярных, мультифрактальных и анизотропных характеристик текстур. Показано, что свойства высокодетальных РЛИ и оптических изображений с достаточной для практики точностью могут быть описаны направленной морфологической мультифрактальной сигнатурой.

Применение разработанного класса топологических признаков в задачах сегментации обеспечивает повышение точности дифференциации при обработке анизотропных изображений вплоть до 86.5% и позволяет повысить точность сегментации на 35.6% при обработке изображений, обладающих мультифрактальными свойствами. В том случае, когда единственной дифференцирующей характеристикой для сегментируемых изображений является информация об угловой зависимости элементов их текстуры, точность сегментации возрастает на 78%.

Применение нового класса топологических признаков в задачах сегментации РЛИ обеспечивает улучшение точности их дифференциации вплоть до 63.5%.

Данные вопросы актуальны в решении проблем построения и оптимизации характеристик современных и перспективных радиофизических интеллектуальных систем зондирования для обнаружения и распознавания различных объектов в сложных условиях с использованием топологических фрактальных и текстурных методов на ос-

нове ранее предложенных общих принципов фрактально-скейлинговой или масштабно-инвариантной радиолокации [7, 20–28]. Необходимо отметить, что *фрактальные радары* являются по сути необходимым промежуточным этапом на пути перехода к *когнитивному радару* и *квантовому радару*.

При этом эффекты микромасштабной оптоэлектроники и нанофотоники, связанные с управлением рассеяния света с помощью магнитоэлектрических связей, и ранее не известные волновые явления в метаматериалах (см. например, [29–32]) открывают дополнительные и новые возможности для конструирования устройств обработки сигналов (полей) в таких интеллектуальных системах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Haralick R.M., Shanmugan K., Dinstein I.* // IEEE Trans. 1973. V. SMC-3. № 6. P. 610.
2. *Потапов А.А., Гуляев Ю.В., Никитов С.А. и др.* Новейшие методы обработки изображений / Под ред. А.А. Потапова. М.: Физматлит, 2008.
3. *Замятин А.В., Марков Н.Г., Напряшкин Н.Г.* // Исслед. Земли из космоса. 2004. № 2. С. 32.
4. *Фраленко В.П.* // Программные системы: теория и приложения. 2014. № 4. С. 19.
5. *Mandelbrot B.B.* The Fractals Geometry of Nature. N.Y.: Freeman, 1982.
6. *Feder J.* Fractals. N.Y.: Plenum Press, 1988.
7. *Потапов А.А.* Фракталы в радиофизике и радиолокации: Топология выборки. 2-е изд. М.: Университетская книга, 2005.
8. *Потоцкий А.Н.* // Воздушно-космические силы. Теория и практика. 2019. № 12. С. 106.
9. *Wu J.J.* // Chaos, Solitons, Fractals. 2002. № 13. P. 1791.
10. *Ayache A., Levy Vehl J.* // Fractals: Theory and Applications in Engineering / Eds M. Dekking, J. Lévy-Véhel, E. Lutten, C. Tricot. London: Springer, 1999. P. 17.
11. *Peleg S., Naor J., Hartley R.* // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1984. V. 6. № 4. P. 518.
12. *Peli T.* // J. Opt. Soc. Am. A. 1990. V. 7. № 6. P. 1101.
13. *Buckland-Wright J.C., Lynch J.A., Macfarlane D.G.* // Ann. Rheum. Dis. 1995. № 55. P. 749.
14. *Wolski M., Podsiadlo P., Stachowiak G.W.* // Proc. Institution of Mechanical Engineers. Pt H: J. Engineering in Medicine. 2009. V. 223. P. 211.
15. *Sarkar N., Chaudhuri B.B.* // Signal Proc. 1995. V. 42. № 2. P. 181.
16. *Xia Y., Feng D., Zhao R.* // IEEE Trans. 2006. V. IMP-15. № 3. P. 614.
17. *Xia Y., Feng D., Zhao R., Zhang Y.* // Pattern Recognition Lett. 2010. V. 31. P. 163.
18. *Кузнецов В.А., Потоцкий А.Н.* // Успехи совр. радиоэлектроники. 2017. № 3. С. 39.
19. *Кузнецов В.А., Потоцкий А.Н.* // Успехи совр. радиоэлектроники. 2018. № 8. С. 27.
20. *Потапов А.А.* // РЭ. 2003. Т. 48. № 9. С. 1101.
21. *Потапов А.А.* // Сб. науч. ст. по материалам II Всерос. науч.-практ. конф. “Авионика”, 16–17 марта 2017. Воронеж, 2017. С. 143.
22. *Потапов А.А.* // Вестник воздушно-космич. обороны. 2018. № 2. С. 15.
23. *Potapov A.A.* // Univ. J. Phys. Appl. 2017. V. 11. № 1. P. 13.
24. *Potapov A.A., Wei Zhang, Tianhua Feng* // Proc. 2018 Int. Conf. Mechatronics, Engineering, and Computer Sci., Chongyang (China), 18–20 May 2018. Los Alamitos, Washington, Tokyo: IEEE Press., 2018. V. 5. P. 833.
25. *Потапов А.А.* // Радиолокация. Результаты теоретических и экспериментальных исследований: В 2-х кн. / Под ред. А.Б. Бляхмана. М.: Радиотехника, 2019. Кн. 2. С. 15.
26. *Потапов А.А.* // Сб. материалов XIV Междунар. конф. “Забабахинские научные чтения”, Снежинск, 18–22 марта 2019 г. Снежинск, 2019. С. 105.
27. *Гуляев Ю.В., Потапов А.А.* // РЭ. 2019. Т. 64. № 9. С. 839.
28. *Потапов А.А.* // Сб. материалов Всерос. науч.-техн. конф. с междунар. участием “Актуальные проблемы физики конденсированного состояния”, посв. 100-летию ГГНТУ, г. Грозный, 29 февраля 2020 г. С. 59.
29. *Danping Pan, Tianhua Feng, Wei Zhang, Potapov A.A.* // Opt. Lett. 2019. V. 44. № 11. P. 2943.
30. *Lei Wan, Danping Pan, Potapov A.A. et al.* // Opt. Lett. 2020. V. 45. № 7. P. 2070.
31. *Tianhua Feng, Potapov A.A., Zixian Liang, Yi Xu* // Phys. Rev. Appl. 2020. V. 13. № 2. P. 021002.
32. *Tianhua Feng, Shuaifeng Yang, Ning Lai, Potapov A.A. et al.* // Phys. Rev. B. 2020. V. 102. P. 205428.