

УДК 621.397:004.9

А.В. Шаповалов

Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДЕЛИ КОНЕЧНОМЕРНОГО ПРОСТРАНСТВЕННОГО БЕСПОРЯДКА ДЛЯ ЛОКАЛИЗАЦИИ ИСКУССТВЕННЫХ ОБЪЕКТОВ НА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

*Показана возможность устойчивой локализации и сегментации от природного фона искусственных объектов на изображении, искаженного аддитивным шумом с использованием фрактальных признаков в обобщенном фазовом пространстве. Изображение представлено моделью конечномерного пространственного беспорядка. Для выделения его фрактальных признаков использован обобщенный метод Такенса. В качестве одного из признаков изображения используются оценки корреляционного интеграла.*

**Ключевые слова:** изображение, фрактальные признаки, локализация объектов, шум, обобщенный метод Такенса.

### Вступ

#### Постановка проблемы и анализ литературы.

В последние годы при исследовании и интерпретации данных дистанционного зондирования земной поверхности и обработке цифровых изображений в дополнение к таким простым признакам, выделяемым при их анализе, как яркость, цвет, градиент изображения, а также спектральным признакам стали использовать фрактальные модели изображений и вычислять их фрактальные признаки (размерности). Эти признаки являются численной мерой однородности областей изображения, на основе которой проводится его дальнейшая сегментация и локализация искусственных объектов. Основной мотивацией для перехода к использованию фрактальной размерности (ФР) изображений природных образований является её инвариантность от их яркости [1]. Особенно это важно в случае формирования мало-контрастных изображений местности (малых отношений сигнал/фон).

Автоматизация обработки изображений с использованием фрактальных признаков, характеризуемых ФР (точнее, целым спектром различно определяемых размерностей, совпадающих для регулярных фракталов, но различающихся для природных систем) сравнительно новое направление, активно развивающееся в настоящее время.

Оценки ФР классифицируются на морфологические, энтропийные или поточечные и трансформационные.

ФР изображений чаще определяют с помощью покрытия множества ячейками произвольной формы и размера. Её называют размерностью Хаусдорфа. При этом исходят из того, что изображение представляется трёхмерным объектом, у которого первые две координаты определяют положение пикселя, а третья координата (уровень яркости) принадлежит неровной и шероховатой поверхности этого объекта.

Можно предположить, что её отдельные части обладают свойствами фрактального объекта.

При практической оценке морфологической размерности используют различные методы покрытия изображения: методы кубов, треугольных призм, изаритм, прямой размерности, покрытий, Пентланда и блуждающего делителя. Такое разнообразие связано с тем, что размерность формулируется в терминах теории множеств, а метод её расчёта зависит от того, как определяется элемент множества для непрерывного полутонового изображения и какая мера вводится на этом множестве.

**Цель статьи** – разработка и применение модели конечномерного пространственного беспорядка для локализации искусственных объектов на цифровых изображениях.

### Основна частина

#### Современные подходы к оценке фрактальных признаков изображений

При оценке фрактальных признаков изображений в условиях помех проблема минимизации влияния шума является весьма актуальной. Для решения указанной проблемы проведены исследования [2] влияния шумов на оценки ФР полученных различными методами покрытия. Показано, что методы треугольных призм и изаритм, обладают хорошим соотношением точности и вычислительной сложности, но сильно зависят от зашумленности изображений, что особенно проявляется в рабочем диапазоне значений ФР. При этом несмотря на меньшую чувствительность к шуму он сильно занижает значения ФР как в условиях зашумленных, так и незашумленных модельных изображений.

Отметим еще один недостаток морфологических оценок ФР. Представим себе, что изображение неоднородно – в различных элементах покрытия плотность координат уровней яркости изображения

различная. Это обстоятельство никак не отражено в определении этой размерности.

В нелинейном анализе временных рядов [3] вводят и используют ряд других методов оценки ФР (признаков), которые в свою очередь классифицируются на вероятностные, информационные, корреляционные и обобщенные размерности Реньи.

Эти методы получены с использованием погружения временных рядов в фазовое пространство. Такая возможность является следствием теоремы Такенса [4] и может быть использована для оценок ФР при локализации искусственных объектов на изображении с предварительной его разверткой в вектор данных. Однако, в некоторых случаях, при применении известных методов развертки [5] либо плохо учитывается двумерная структура изображения, либо требуются достаточно сложные алгоритмы и программы.

### Представление изображения моделью конечномерного пространственного беспорядка

В данной работе рассмотрим в качестве численной меры фрактальных свойств изображения значения корреляционных интегралов, вычисленных с использованием обобщения метода Такенса на двумерную наблюдаемую (скалярное поле). Правда, на этом пути много вычислительных трудностей, да и статистическая достоверность полученных оценок пока уступает приемлемому стандарту, достигнутому для скалярных рядов.

В рамках оценки фрактальных признаков изображений, задаваемых матричными данными, существуют две возможности.

Первая возможность заключается в преобразовании изображения в скалярные значения некоторых функционалов, определенных на нем. Упорядоченные во времени функционалы – это привычные скалярные временные ряды, к которым применимы хорошо развитые методы вложения (теорема Такенса). В простейшем случае преобразование изображения из растрового представления в векторное сводится к развертыванию матрицы (изображения) в вектор. Недостатки этого подхода связаны с некорректностью реализация таких процедур при наличии пространственно распределенного шума в изображении.

Вторая возможность основана на прямом обобщении вложения [6,7,8]. Однако, этот путь связан с большим объемом вычислений и трудностью получения персистентных оценок динамических инвариантов с приемлемой точностью.

Следует отметить, что емкостную размерностью двумерного цифрового изображения не следует смешивать с корреляционной размерностью пространственной наблюдаемой, вычисленной по обобщенному методу Такенса [6]. В общем случае эти две характеристики никак не связаны друг с другом.

Скалярный подход Такенса адаптируется к матричным данным следующим образом [6]. Полагаем, что динамическая система в заданный момент времени может генерировать неограниченный в пространстве мгновенный снимок, который можно отождествить с изображением или одной реализацией такой динамической системы. Поскольку здесь пространственных координат не одна, а, как минимум, две, то очевидно, что фазовое пространство, в котором действует эта динамическая система, должно быть каким-то другим. Традиционно фазовое пространство рассматривается как векторное, в том смысле, что каждому положению изображающей точки соответствует определенная позиция радиус-вектора и изображающая точка в фазовом пространстве задается последовательностью чисел – значения наших переменных. Теперь каждая точка будет соответствовать не вектору, а некоторой матрице. Получим матричное пространство – объект математически вполне допустимый.

Таким образом, при использовании обобщенного метода Такенса, фазовое пространство для изображения рассматривается как матричное пространство. С помощью подобного подхода, как и для одномерных систем, можно определить корреляционный интеграл, который используется для расчета корреляционной размерности, и все те характеристики, которые раньше использовались для описания стохастических множеств в обычном фазовом пространстве: энтропию, ляпуновские показатели и т.д. Если размерность определяемого таким образом стохастического множества окажется конечной, то исследуемое изображение можно интерпретировать, как мгновенное состояние распределенной динамической системы (мгновенный снимок), которое можно назвать конечномерным беспорядком.

Получаемые оценки корреляционного интеграла позволяют осуществлять сегментацию искомого изображения различающегося значениями корреляционного интеграла (корреляционной размерностью).

Далее введем понятие фазового пространства для двумерной наблюдаемой. Так же как и для одномерных реализаций, для двумерной наблюдаемой  $u(x_i, y_i)$  мы представляем мгновенный снимок в виде решетки с узлами  $(x_i, y_i)$  и рассматриваем значения наблюдаемой в каждом из них:  $u_{ij} = u(x_i, y_i)$ . Каждый узел имеет два индекса и у него есть соседи.

Введем дискретный конечный кластер

$$A_{K,L}^{(m)} = \{u_{i,j} \mid i = K \leq i \leq K + m - 1, L \leq j \leq L + m - 1\}$$

который определяется  $m \times m$  точками. Сдвигая этот кластер (теперь это не ряд чисел, как в одномерном случае, а квадратная матрица) вдоль наблюдаемой, мы получаем траекторию в некотором матричном пространстве, которое также можно назвать фазовым. Действительно, для определения понятия фа-

зового пространства главное – это определить понятие "близости" между состояниями в некотором пространстве, для чего следует вводить расстояние между отображающими разными состояниями точками.

При анализе изображений часто возникает вопрос, как узнать, является ли то, или иное изображение "спекл-шумом", т.е. аналогом "настоящего" шума во временной реализации, или такая картина есть конечномерный беспорядок?

Обобщая алгоритм, приведенный в работе [9], мы можем предложить алгоритм вычисления и корреляционной размерностей мгновенных снимков.

Пусть имеется двумерный мгновенный снимок, заданный в виде массива  $\{u_{i,j} \mid u_{i,j}, i, j \in N\}$ . На практике размеры массива, естественно, ограничены:  $i \leq N_1, j \leq N_2$ , но числа  $N_1$  и  $N_2$  предполагаются достаточно большими. Для  $\forall m \in N$  можем построить матрицы порядка  $(m \times m)$  из массива  $\{u_{i,j}\}$ :

$$A_{K,L}^{(m)} = \{u_{k,l} \mid K \leq k \leq K + m - 1, L \leq l \leq L + m - 1\}.$$

Определим корреляционный интеграл как функцию:

$$C^{(m)}(\varepsilon) = R^{(m)}(\varepsilon) / [(N_1 - 1)(N_2 - 1)]^2,$$

$$R^{(m)}(\varepsilon) = \# \left\{ \left( (K, L), (K', L') \mid \text{dist} \left( A_{K,L}^{(m)}, A_{K',L'}^{(m)} \right) \leq \varepsilon \right) \right\},$$

где  $\#(E)$  – число элементов множества  $E$ ;

$\text{dist} \left( A_{K,L}^{(m)}, A_{K',L'}^{(m)} \right)$  – расстояние (метрика) между матрицами.

Отношение  $\log C^{(m)}(\varepsilon) / \log \varepsilon$  при достаточно малых масштабах  $\varepsilon$  будет приблизительно равно корреляционной размерности  $D_c$  двумерного мгновенного снимка в  $m$ -мерном пространстве вложения.

Построение корреляционных интегралов требует проведения очень большого числа вычислений расстояний между матрицами. Для ускорения вычислений вводят расстояние в следующем виде:

$$\text{dist} \left( A_{K,L}^{(m)}, A_{K',L'}^{(m)} \right) = \max \left\{ |u_{k,l}| - |u_{k',l'}| \right\},$$

$$k = K, \dots, K + m - 1, \quad k' = K', \dots, K' + m - 1,$$

$$l = L, \dots, L + m - 1, \quad l' = L', \dots, L' + m - 1.$$

Корреляционная размерность – критерий геометрической сложности аттракторов динамических систем.

Практика применения алгоритмов оценки корреляционной размерности для временных рядов показывает [9] их зависимость от радиуса покрытия  $\varepsilon$ , размерности вложения  $m$ , длины временного ряда  $\bar{x} = \{x_i\}_{i=1}^N$  и вида расстояния между парами точек в псевдофазовом пространстве, выбор которого влияет на скорость вычислений.

Очевидно, с ростом  $m$  все расстояния

$$\text{dist} \left( A_{K,L}^{(m)}, A_{K',L'}^{(m)} \right)$$

кроме  $\max \left\{ |u_{k,l}| - |u_{k',l'}| \right\}$  монотонно возрастают. Следовательно, если  $C^{(m)}(\varepsilon)$  вычисляется для нескольких  $m$ , то необходимо использовать коррекцию метрики, т.е. нормировать расстояние на  $m$ .

Алгоритм расчета корреляционного интеграла зависит от размера скользящего окна, задаваемого квадратной матрицей порядка  $(L \times L)$ , размерности пространства вложения  $m$ , параметром  $\varepsilon$  и требует проведения очень большого числа вычислений расстояний между всеми парами матриц порядка  $(m \times m)$  внутри окна. Их число определяется числом всех сочетаний из  $(L - m + 1)^2$  различных матриц внутри окна по 2:

$$a_{(L-m+1)^2}^2 = \frac{(L - m + 1)^2!}{2![(L - m + 1) - 2]!}.$$

Для двумерного мгновенного снимка в качестве меры близости двух матриц (расстояния)  $\text{dist} \left( A_{K,L}^{(m)}, A_{K',L'}^{(m)} \right)$  целесообразно выбрать коэффициент их корреляции  $r \in [-1, 1]$ , что позволяет уменьшить неопределенность выбора возможных значений расстояния и не требует коррекции метрики. Кроме того, временные затраты на определения евклидова расстояния больше, чем при вычислении коэффициента корреляции. С другой стороны, коэффициент корреляции  $r$  полностью эквивалентен евклидовому расстоянию  $d^2 = 2 - 2r$ . с той только разницей, что максимум  $r$  соответствует минимуму  $d$ . Из вышесказанного следует, что коэффициент корреляции и евклидово расстояние, как меры сходства эквивалентны.

Изображение можно рассматривать как случайное поле или конечномерный беспорядок, в котором полезная информация содержится во флуктуациях относительно среднего значения его яркости, а также в локальных неоднородностях регулярного характера. В процессе обработки наблюдаемого изображения можно провести его центрирование.

Реальные изображения могут быть зашумлены, поэтому важным вопросом в исследовании изображений является анализ влияния шума на получаемые результаты. Распространенным видом помехи является белый шум, аддитивно воздействующий на изображение. Наблюдаемое в этом случае изображение имеет вид:  $y_{i,j} = u_{i,j} + \xi_{i,j}$ ,

и характеризуется отношением дисперсии сигнала (изображения) к дисперсии шума  $q^2 = \sigma_x^2 / \sigma_\xi^2$ .

Отметим, что в большинстве случаев изображение и шум взаимно независимы.

### Моделирование фрактальных признаков изображения

Проведем анализ характеристик изображения размером 150×150 пикселей, заданного 256 уровнями серого цвета, который показан на рис. 1а. На рис. 1б показано изображение с наложенным на него гауссовским шумом, сформированным согласно выражению  $\xi = A + \sigma\sqrt{-2\ln(\text{rnd}(1))} \cos(2\pi\text{rnd}(1))$  при  $\sigma = 5$ ,  $A = 20$ .

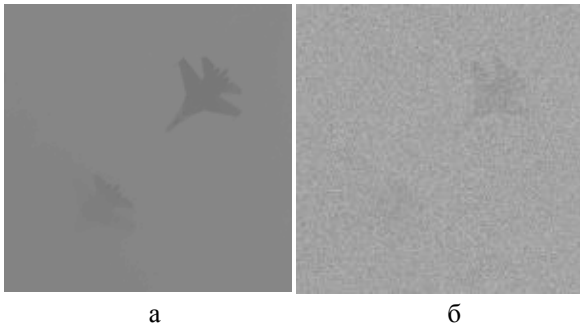


Рис. 1. Исходное (а) и зашумленное (б) тестовое изображение

С анализируемым изображением связаны распределения  $n(d, m)$  расстояний ( $d^2 = 2 - 2r$ ) между парами точек (матриц) аттрактора в  $m$ -мерном псевдофазовом пространстве, которые показаны на рис. 2а и б, в отсутствии и в присутствии шума соответственно ( $L = 32$ ,  $m = 28$ ).

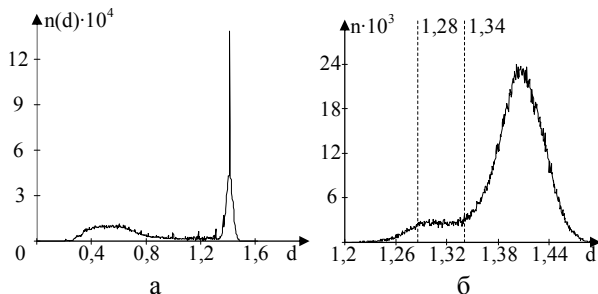


Рис. 2. Гистограмма расстояний между парами матриц аттрактора для исходного (а) и зашумленного (б) изображения

Гистограмма, показанная на рис. 2б, дает оценку ненормированной функции плотности вероятности (ФПВ) расстояний  $n(d) = cf(d)$  в присутствии независимого гауссовского шума, добавленного к изображению на некотором интервале, например,  $0 < d < d_0$ . Из анализа гистограмм, показанных на рис. 2, следует, что попарные расстояния  $d$  для малых значений (больших  $r$ ) анализируемого изображения удовлетворяют правилу масштабирования, так же, как и попарные расстояния между точками аттрактора временного ряда [10]:  $n(d) \propto d^{D_c-1}$ .

Здесь  $n(d)$  - число пар точек с расстоянием  $d$ , а  $D_c$  - корреляционная размерность.

На некотором интервале  $0 < d < d_0$ , гистограмма близка к аналитическому выражению ненормированной функции плотности вероятности расстояний  $n(d) = cf(d)$  между точками аттрактора временного ряда в присутствии независимого гауссовского шума [10]:

$$f(d) = \frac{d^{m-1} \Gamma\left(\frac{D_c}{2}\right)}{(2\sigma)^{m-D_c} \Gamma\left(\frac{m}{2}\right)} M\left(\frac{m-D_c}{2}, \frac{m}{2}, -\frac{d^2}{4\sigma^2}\right).$$

Здесь  $M(a, b, z)$  - вырожденная гипергеометрическая функция Куммера, которую обычно используют в интегральном представлении

$$f(d) = \frac{cd^{m-1}}{(2\sigma)^{m-D_c} \Gamma\left(\frac{m-D_c}{2}\right)} \times \int_0^1 e^{-\left(\frac{d^2}{4\sigma^2}\right)t} t^{(m-D_c)/2-1} (1-t)^{D_c/2-1} dt$$

реализация которого включает в себя численное интегрирование, а  $\sigma$  - стандартное отклонение шума. Вне этого интервала аналитическое выражение для ФПВ неизвестно.

Данное выражение довольно сложно. Хотя имеющиеся в настоящее время математические пакеты программ могут справиться с почти любой специальной функцией, полезно её асимптотическое представление для малых ( $d < d_l$ ) и больших ( $d > d_h$ ) значений расстояния, по сравнению с уровнем помех. Предполагая, что оба значения  $d_l$  и  $d_h$  “порядка  $\sigma$ ”, асимптотики больших и малых  $d$ , которые могут быть полезны при анализе измеренных данных имеют вид

$$f(d) \approx \begin{cases} A(m, D_c, \sigma) r^{m-1} P\left(\left(\frac{d}{\sigma}\right)^2\right) & (0 < d < d_l) \\ d^{m-1} Q\left(\left(\frac{d}{\sigma}\right)^2\right) & (d_h < d < d_0) \end{cases}$$

Здесь  $A$  - некоторая постоянная, а  $P(x)$  и  $Q(x)$  являются полиномами (усеченными степенными рядами) вида  $1 + r_1x + r_2x^2$ , где коэффициенты  $r_k$  зависят от  $m$  и  $D_c$  и могут быть оценены применением процедуры нелинейной регрессии.

Если аппроксимированные функции масштабирования используются вместо точной функции, необходимо определить значение расстояния  $d_l$  ниже которого распределением “управляют” шумы, и  $d_h$ , расстояние, выше которого влияние искажения становится незначительным. Границы  $d_l$  и  $d_h$

зависят от  $m$  и  $\sigma$ , и разграничивают действия этих двух приближений.

В приложении должны быть выбраны численные значения для границ областей, в которых приближения правильны. Поскольку никаких общих правил не существует, можно использовать некоторые более или менее эвристические значения этих параметров, например,  $d_1 \approx 0,47$  и  $d_h \approx 0,57$

Граница  $d_0$ , определяющая расстояние, ниже которого действует степенное правило масштабирования, как правило, неизвестна. Она, конечно, гораздо меньше, чем диаметр аттрактора  $\max_{m,n} |\bar{x}(m) - \bar{x}(n)|$  и размерность вложения  $m$ . В качестве оценки этой границы можно принять величину  $d_0 \approx 0,66$ , полученную в результате исследования зависимостей корреляционного интеграла  $C^m(d) = \int_0^d n(s, m) ds$  от расстояния  $d$ , показанных на рис. 3 для изображения без шума (а) и с шумом (б).

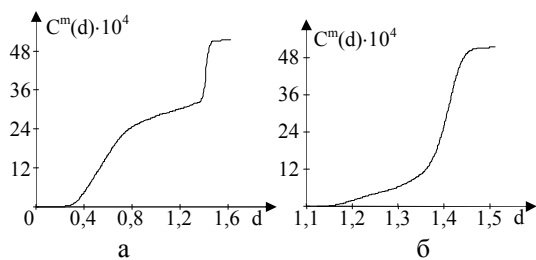


Рис. 3. Зависимость корреляционного интеграла от расстояния  $d$ , для изображения без шума (а) и зашумленного (б)

Для локализации объектов, как в отсутствие, так и при наличии шума на изображении были определены поля (матрицы) корреляционных интегралов  $C_{ij}^m(\epsilon) = \int_0^\epsilon n_{ij}(s, m) ds$ . Элементы поля  $C_{ij}^m(\epsilon)$  вычислялись по фрагментам изображений, выделяемым окном  $(L \times L)_{ij}$  с координатами его центра  $(i, j)$ , скользящим по строкам и столбцам с единичным шагом. Результаты расчетов показаны на рис. 4.

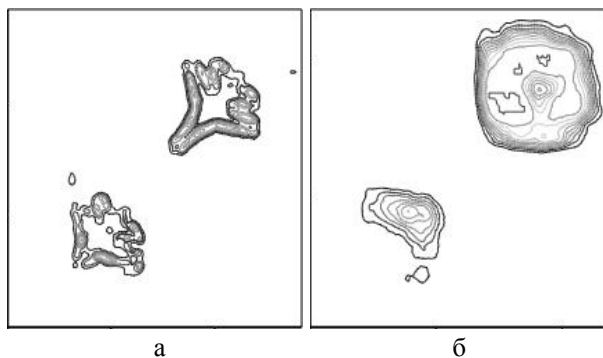


Рис. 4. Локализация объектов на изображении без шума (а) и на зашумленном (б)

В отсутствии шума (рис. 4а) были выбраны следующие параметры алгоритма: масштаб покрытия  $\epsilon = 0,75$ , параметры скользящего окна и размерности вложения  $L = 8$  и  $m = 5$  соответственно. При этом число расстояний между всеми парами матриц порядка  $(m \times m)$  внутри окна  $(L \times L)$  получилось равным  $a_{(L-m+1)^2}^2 = 120$ .

При моделировании алгоритма оценки поля корреляционных интегралов связанных с изображением, искаженным аддитивным гауссовским шумом, были выбраны следующие параметры:  $L = 32$ ,  $m = 28$ ,  $\epsilon = 1,35$  при этом  $a_{(L-m+1)^2}^2 = 300$ . Выбранный уровень шума  $\sigma_\xi = 5$  определил отношение сигнал/шум, которое оказалось равным  $q = -6,739$  децибел (рис. 4б).

Уменьшить влияние шума на изображение можно увеличивая размер скользящего окна, однако контуры выделяемого объекта при этом сглаживаются, так как размер объекта становится сопоставимым с размером окна, и можно надеяться только на его локализацию. Качество обработки изображения зависит от отношения размера окна (площади анализируемого фрагмента изображения) к размеру (площади) объекта на изображении.

При проведении данного исследования оказалось, что оценки поля корреляционных интегралов достаточно информативны, и при обработке изображений можно обойтись без анализа его корреляционной размерности  $D_c^m(d) = \frac{d}{C^m(d)} n(d, m)$ .

Для увеличения точности оценки корреляционного интеграла (размерности) желательно увеличивать число пар матриц в окне, например, уменьшая размерность вложения  $m$ , однако при этом может не хватить вычислительных ресурсов и ухудшатся оценки коэффициентов корреляции подматриц.

### Висновок

Таким образом, вычисленная в данной работе оценка корреляционного интеграла, которая используется в качестве одного из признаков изображения в обобщенном фазовом пространстве, позволяет достаточно хорошо проводить локализацию искусственных объектов на изображении и их сегментацию от природного фона даже при его искажении аддитивным шумом. Полученное поле корреляционных размерностей демонстрирует значительную устойчивость к шуму в изображении. Подобное исследование, проведенное преобразованием изображения в вектор данных, показало большую чувствительность алгоритма к уровню шума в изображении.

Следует отметить, что для рассматриваемого вида признаков не существует параметров, оптимальных

для всех типов изображений и объектов, Признаки на основе корреляционного интеграла из-за допущений в процедурах их оценки вносят некоторые искажения в изображение. Объекты немного увеличиваются в линейных размерах, и искажается их геометрическая форма. Этот недостаток можно преодолеть введением дополнительной обработки изображения.

### Список літератури

1. Сосулин Ю.Г. Фрактальное обнаружение протяженных мало контрастных объектов на изображениях / Ю.Г. Сосулин, А.Б. Русскин // *Радиотехника*. – 2009. – № 12. – С. 48-57. – ISSN 0033-8486.
2. Плешанов В.С. Особенности применения теории фракталов в задачах анализа изображений / В.С. Плешанов, А.А. Напрюшкин, В.В. Кибиткин // *Автоматика*. – 2010. Т. 46. – № 1. – С. 86-97. – ISSN 0320-7102.
3. Kantz H. *Nonlinear time series analysis (2nd edition)* / H. Kantz, T. Schreiber. – Cambridge University Press. – 2003. – 388 pp. – ISBN 978-0-52-152902-0.
4. Broer H. *Dynamical Systems and Chaos* / H. Broer, F. Takens. – New York : Springer, 2011. – 313 p. – ISBN 978-1-4419-6869-2.
5. Valantinas J. *On the use of space-filling curves in changing image dimensionality* / Jonas Valantinas // *Information technology and control*. – Kaunas : University of Tech-

nology, 2005. – Vol. 34. – № 4. – P. 345-354. – ISSN 1392-124X.

6. Рабинович М.И. Конечномерный пространственный беспорядок / М.И. Рабинович, А.Л. Фабрикант, Л.Ш. Цимринг // *Успехи физических наук*. – 1992. – Т. 162. – № 8. – С. 1-42. – ISSN 0042-1294. – ISSN 1996-6652.

7. *Dynamical description of spatial disorder* / V.S. Afraimovich, A.B. Ezersky, M.I. Rabinovich [и др.] // *Physica D: Nonlinear Phenomena*. – 1992. – Vol. 58. – Issues 1-4. – P. 331-338. – ISSN 0167-2789.

8. Parlitz U. *Prediction of spatiotemporal time series based on reconstructed local states* / U. Parlitz, C. Merkwirth // *Physical Review Letters*. – 2000. – Vol. 84. – P. 1890-1893. – ISSN 0031-9007.

9. Theiler J. *Estimating fractal dimension* / James Theiler // *Journal of the Optical Society of America*. – 1990. – Vol. 7. – № 6. – P. 1055-1073. – ISSN 0740-3224.

10. Oltmans H. *Influence of noise on power-law scaling functions and an algorithm for dimension estimations* / H. Oltmans, P. Verheijen // *Physical Review Letters*. – 1997. – Vol. 56. – № 1. – P. 1160-1170. – ISSN 0031-9007..

Надійшла до редколегії 23.10.2012

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. П.Ю.Костенко, Харківський університет повітряних сил ім. Івана Кожедуба, Харків.

### ВИКОРИСТАННЯ МОДЕЛІ СКІНЧЕННОМІРНОГО ПРОСТОРОВОГО БЕЗЛАДУ ДЛЯ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ШТУЧНИХ ОБ'ЄКТІВ НА ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

О.В. Шаповалов

Показана можливість стійкої локалізації та сегментації від природного фону штучних об'єктів на зображенні, спотвореного адитивним шумом з використанням фрактальних ознак в узагальненому фазовому просторі. Зображення представлено моделлю скінченномірною просторового безладу. Для виділення його фрактальних ознак використано узагальнений метод Такенса. В якості однієї з ознак зображення використовуються оцінки кореляційного інтегралу.

**Ключові слова:** зображення, фрактальні ознаки, локалізація об'єктів, шум, узагальнений метод Такенса.

### USE A MODEL OF FINITE SPATIAL DISORDER TO LOCALIZATION OF THE ARTIFICIAL OBJECT ON DIGITAL IMAGES

A.V. Shapovalov

The possibility of stable localization and segmentation of the natural background of man-made objects in the image, distorted by additive noise using fractal features in the generalized phase space. Images are presented as a model of a finite spatial disorder. To select its fractal features used generalized method of Takens. As one of the features of the image analysts estimate the correlation integral.

**Keywords:** image, the fractal features, localization of objects, the noise, the generalized method of Takens.