

Формирование топологических характеристик изображения с помощью двумерных вариаций и применение их для обнаружения объектов и помех

П. А. Чочиа

Институт проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН, Москва, Россия
Поступила в редколлегию 01.06.2017

Аннотация—Предлагается основанный на вариациях подход к формированию топологических характеристик двумерных сигналов. Рассматривается использование указанных характеристик для метрической оценки локальных параметров изображений. Вводится понятие показателей размеров и амплитуды выпуклости объектов, предлагается способ их вычисления. Демонстрируется применение таких показателей для обнаружения помех и объектов различных размеров на монохромных и мультиспектральных изображениях. Теоретические выводы подтверждаются экспериментально.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: двумерные вариации, обработка изображений, обнаружение объектов, устранение шума.

1. ВВЕДЕНИЕ

Вариация является одной из простых, но информативных оценок изменчивости одномерной функции. Однако при переходе к двумерному (а тем более n -мерному) случаю с определением вариации возникают проблемы [1, 2]. Для двумерных функций предложено достаточно много определений полной вариации (вариации Витали, Арцела, Пьерпонта, Фреше, Тонелли и др. [3, 4, 12]). Но все они формулируются как обобщения одномерной вариации и дают для анализируемой функции одно значение, так или иначе основанное на модуле градиента функции в точке. Поэтому, несмотря на различия определений указанных вариаций, их поведения и значения близки.

Рассматривая изображение как двумерную функцию, Rudin и др. [5] исследовали возможности использования полной вариации для решения задач устранения шума и сглаживания изображений. Эти работы вызвали заметный резонанс и получили продолжение, в частности в работах [6, 7], а Meyer [8] предложил рассматривать подход, изложенный в [5], как алгоритм отделения текстуры. Заметим, что такая интерпретация сигнала очень хорошо согласуется с двухмасштабной моделью изображения [9] и алгоритмом декомпозиции [10, 20], разделяющим изображение на кусочно-гладкую и текстурно-шумовую компоненты.

Альтернативное определение вариации, основанное на понятии множеств уровня функции, было предложено для двумерных функций А.С. Кронродом в [11] и было расширено для функций многих переменных А.Г. Витушкиным [12], которые показали, что функция n переменных должна характеризоваться не одним, а n независимыми функционалами. Анализ вариаций многомерных функций был продолжен в работах [13–15].

Применение вариаций Кронрода при решении задач цифровой обработки изображений исследовалось в работах [16–19], где показана перспективность подобного подхода. Один из существенных недостатков прямого использования оценок двумерных вариации заключается в том,

что сформулированные двумерные вариации являются глобальными показателями функции, что вызывает затруднения в их применении в задачах, требующих локального оценивания.

При изучении двумерных вариаций было замечено, что в процессе их вычисления возникают промежуточные данные, которые удается вычленивать, модифицировать и использовать для анализа локальных особенностей и объектов изображения. Этому вопросу и посвящена настоящая работа.

В настоящей работе показаны возможности применения аппарата вычисления двумерных вариаций для формирования и анализа не только глобальных, но и локальных топологических характеристик двумерных сигналов (изображений). Введено понятие показателей размеров и амплитуды выпуклости вверх и вниз, предложен подход к их формированию. Продемонстрированы способы применения указанных показателей для обнаружения на изображении помех и объектов различных размеров. Теоретические выводы подтверждены результатами экспериментов.

2. ДВУМЕРНЫЕ ВАРИАЦИИ КАК ИНСТРУМЕНТ АНАЛИЗА

Одной из важнейших метрических характеристик одномерной функции $f(x)$ на отрезке $[a, b]$, отражающей изменчивость и сложность функции, является полная вариация:

$$V_a^b(f(x)) \triangleq \sup_P \sum_{k=0}^{K-1} \|f(x_{k+1}) - f(x_k)\|, \quad (1)$$

т.е. точная верхняя грань по всем возможным разбиениям P отрезка $[a, b]$. Для перехода к многомерным функциям был предложен ряд обобщений одномерной вариации [3,4,12]. Каждая из них дает для анализируемой функции единственное значение, так или иначе основанное на модуле градиента функции в точке. Поэтому, несмотря на различия определений вариаций, их поведения и значения близки между собой.

Исследования многомерных функций привели в свое время к выводу, что функция n переменных должна характеризоваться не одним, а n независимыми функционалами. Данный тезис был обоснован для функций двух переменных в [11], где было предложено использовать функционалы, базирующиеся на понятии множеств уровня функции и не использующие ее градиентные характеристики. Они определяются следующим образом:

$$w_1(f) = \int_{-\infty}^{\infty} v_0(e_t) dt, \quad w_2(f) = \int_{-\infty}^{\infty} v_1(e_t) dt. \quad (2)$$

Здесь множество e_t — это t -уровень функции $f(x, y)$, т.е. множество тех точек (x, y) , в которых $f(x, y) = t$; $v_0(e_t)$ — число компонент множества e_t ; $v_1(e_t)$ — длина e_t (по Хаусдорфу). Вариация $w_1(f)$, является, по сути, топологической характеристикой функции, отражающей число ее локальных экстремумов. В случае конечной $v_0(e_t)$, вариацию $v_1(e_t)$ можно интерпретировать как длину границ компонент e_t . Оценка $w_2(f)$ аналогична упомянутым выше двумерным вариациям [3,4]. В [16] было показано, что для непрерывно дифференцируемой на Ω функции $f(x, y)$ справедливо равенство:

$$w_2(f) = \iint_{\Omega} |\text{grad}(f(x, y))| dx dy,$$

т.е. $w_2(f)$ является интегралом модуля градиента f по области носителя. Также следует отметить, что в [12] было сформулировано удачное определение вариации множества и подход, основанный на множествах уровня, был расширен для функций многих переменных.

Для непрерывных функций многомерные вариации формулируются через точные верхние грани по множествам вариантов разбиений носителя. В дискретном случае минимальное разбиение ограничено точностью представления функции, поэтому формулы вариаций дискретных функций являются лишь аналогами и приближениями вариаций непрерывных функций, что необходимо учитывать. В частности, далеко не все операции могут быть применимы к дискретным функциям без потери или искажения информации.

В случае дискретной функции $f(i, j)$, двумерные вариации (2) выражаются формулами:

$$w_1(f) = \sum_{x=1}^T v_0(e_t)/T \quad \text{и} \quad w_2(f) = \sum_{x=1}^T v_1(e_t)/T, \quad (3)$$

где T — число значений функции $f(i, j)$ (для изображения — число градаций яркости). Вычисление w_1 и w_2 на ограниченном носителе Ω означает, что область Ω также составляет отдельную компоненту, что приводит к нижеследующему противоречию. Для функции постоянного значения $f(i, j) = \text{const}$ должно выполняться $w_1 = w_2 = 0$, но оказывается, что $w_1(f) = 1$, а $w_2(f) = P(\Omega)$, т.е. равно периметру Ω . Для устранения данного противоречия формулы (3) модифицируются следующим образом:

$$w_1(f) = \left(\sum_{x=1}^T v_0(e_t)/T \right) - 1 \quad \text{и} \quad w_2(f) = \left(\sum_{x=1}^T v_1(e_t)/T \right) - P(\Omega). \quad (4)$$

Значение w_1 , будучи нормированным на величину диапазона T , является характеристикой числа и амплитуды объектов изображения, образующих в сечениях отдельные компоненты. Поэтому удобно называть значение w_1 *показателем числа объектов изображения*. Можно также показать, что значение второй вариации $w_2(f)$ в (4) соответствует дискретному варианту вариации Тонелли. Значения w_1 и w_2 дают оценку амплитудных и морфологических характеристик изображения. При этом первая вариация w_1 отражает число и контраст деталей, а вторая вариация, w_2 , — сумму их периметров.

Представляет интерес соотношение $w_2(f)/w_1(f)$, отражающее средний периметр деталей на изображении (полагаем $w_1(f) > 0$). В дискретном случае наименьший объект, а значит и минимальная возможная компонента в множестве уровня e_t , имеет размер, равный одному шагу дискретизации. Периметр такой компоненты равен 4 — минимально возможному значению для соотношения периметр/площадь объекта, и в метрике L_1 являющемуся аналогом числа π в метрике L_2 . В связи с этим удобно ввести характеристику

$$d(f) = w_2(f)/4w_1(f), \quad (5)$$

которую, по аналогии с показателем числа объектов w_1 в (4), естественно назвать *показателем размеров объектов* изображения.

Особенности оценок w_1 , w_2 и $d(f)$ рассматривались в [19] в контексте оценки сложности изображения. В частности отмечалось, что мелкие детали и шумовые выбросы отображаются на множествах уровня в виде компонент небольших размеров, поэтому значение d должно убывать при увеличении числа и амплитуды шумовых выбросов и мелких деталей. Также было показано, что характеристика $d(f)$ отражает лишь средние размеры объектов и не зависит от количества и контраста самих объектов — эту часть информации несет вариация $w_1(f)$.

Ниже мы вводим еще одну важную характеристику двумерного сигнала, основанную на оценках, возникающую при вычислении двумерных вариаций — показатель размеров и амплитуды выпуклости.

3. ФОРМИРОВАНИЕ ТОПОЛОГИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК

Пусть на множестве Ω задана непрерывная функция $f(x, y)$ с конечным числом компонент множества e_t на каждом из уровней t . Рассмотрим множество t -уровня данной функции e_t , содержащее $v_0(e_t)$ непересекающихся компонент. Будем рассматривать внутренние области c_i каждой из i компонент: $c_i, 1 \leq i \leq v_0(e_t)$.

Введем *показатель выпуклости* компоненты $z(c_i) = z(x, y) \mid (x, y) \in c_i$ такой, что

$$\begin{aligned} z_t(c_i) &= z_t(x, y \mid (x, y) \in c_i) = 1, \text{ если } (f(x, y) - t) > 0, \text{ и} \\ z_t(c_i) &= z_t(x, y \mid (x, y) \in c_i) = 0, \text{ если } (f(x, y) - t) < 0. \end{aligned}$$

Пусть $a(c_i)$ — функция размеров (площади) компоненты c_i ; будем считать $a_t(x, y) = a_t(c_i)$ для $(x, y) \in c_i$. Введем некоторую неотрицательную функцию размеров $s(a) \geq 0$ и построим на Ω функции $p_t(x, y)$ и $n_t(x, y)$ такие, что:

$$p_t(x, y) = z_t(x, y) s(a_t(x, y)) \quad \text{и} \quad n_t(x, y) = (1 - z_t(x, y)) s(a_t(x, y)). \quad (6)$$

Нетрудно видеть, что $p_t(x, y) > 0$ для тех компонент, где $f(x, y)$ выпукла вверх, и $p_t(x, y) = 0$ для тех компонент, где $f(x, y)$ выпукла вниз. Аналогично $n_t(x, y) > 0$ для компонент, где $f(x, y)$ выпукла вниз, и $n_t(x, y) = 0$ для компонент, где $f(x, y)$ выпукла вверх. Интегрируя $p_t(x, y)$ и $n_t(x, y)$ по t , получим *показатели выпуклости* вверх и вниз для каждой точки (x, y) из Ω :

$$p(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} p_t(x, y) dt \quad \text{и} \quad n(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} n_t(x, y) dt. \quad (7)$$

Или, для дискретного представления:

$$\begin{aligned} p(x, y) &= \sum_{x=1}^T p_t(x, y)/T = \sum_{x=1}^T z_t(x, y) s(a_t(x, y))/T \quad \text{и} \\ n(x, y) &= \sum_{x=1}^T n_t(x, y)/T = \sum_{x=1}^T (1 - z_t(x, y)) s(a_t(x, y))/T. \end{aligned} \quad (8)$$

Функции $p(x, y)$ и $n(x, y)$ являются, по сути, метрическими характеристиками локальных топологических особенностей анализируемой функции $f(x, y)$, опосредованными к функции размеров $a(c_i)$. Полученные функции можно, соответственно, назвать: $p(x, y)$ — *показателем размеров и амплитуды выпуклости вверх*, а $n(x, y)$ — *показателем размеров и амплитуды выпуклости вниз*.

Важно отметить, что в отличие от двумерных вариаций (2)-(4), являющихся глобальными оценками функции $f(x, y)$, функции $p(x, y)$ и $n(x, y)$ являются локальными характеристиками, привязанными к координатам каждой ее точки. Поэтому их можно использовать для анализа локальных особенностей изображения, в частности, для обнаружения содержащихся на нем помех и объектов [20, 24].

4. ОБНАРУЖЕНИЕ ПОМЕХ И ОБЪЕКТОВ

На изображении возможно появление разнообразных видов помех и шумов. Проблеме их устранения посвящено огромное количество исследований, и вопрос в целом существенно выходит за рамки настоящей работы, в которой мы ограничимся лишь задачей обнаружения импульсных помех [20–22]. Импульсные помехи являются локальными независимыми выбросами сигнала и проявляются на множествах уровня e_t в виде отдельных компонент. В нашей задаче их можно рассматривать как объекты с минимально возможным периметром.

Модель искажения импульсными помехами проста [20, 22]. Значение каждого из элементов $f(x, y)$ изображения независимо от остальных элементов с вероятностью p заменяется на случайное значение $\xi(x, y)$; т.е. функция искажения задается следующим образом:

$$f(x, y) = \begin{cases} f_0(x, y) & \text{с вероятностью } (1 - p) \text{ для неискаженного элемента;} \\ \xi(x, y) & \text{с вероятностью } p \text{ для элемента, искаженного помехой.} \end{cases} \quad (9)$$

Без существенного ограничения общности можно полагать, что значения импульсных помех $\xi(x, y)$ распределены равномерно в диапазоне $[1, T]$. Как отмечалось в [22], задачу устранения импульсных помех можно рассматривать состоящей из двух этапов: обнаружения помех (искаженных значений сигнала) и последующей коррекции таких элементов. Наиболее сложным и ответственным при этом является этап обнаружения.

Важнейшую роль в задаче обнаружения помех и объектов играет функция размеров $s(a)$ в формулах (6)-(8). Вид данной функции позволяет управлять выбором объектов в зависимости от их размеров (площади).

Самый простой вариант построения функции размеров $s(a)$ — пороговое разделение диапазона возможных значений на ненулевые и нулевые элементы, например:

$$s(a) = 1, \text{ если } a \leq r, \text{ и } s(a) = 0 \text{ иначе.} \quad (10)$$

Выбор $r = 1$ будет означать алгоритм обнаружения импульсных помех.

Более общим является трехдиапазонный вариант построения функции $s(a)$:

$$\begin{aligned} s(a) &= 1, \text{ если } r_1 \leq a \leq r_2 \\ s(a) &= 0, \text{ если } a < r_1, \text{ или } a > r_2. \end{aligned} \quad (11)$$

Границы $[r_1, r_2]$ задают выбранный диапазон размеров (площади) обнаруживаемых объектов.

Возможно использование и более сложных видов функции размеров $s(a)$, таких как многодиапазонные или функции с широким спектром значений. Выбор порога отсечения функций $p(x, y)$ и $n(x, y)$ позволяет сформировать индикаторную функцию обнаружения объектов.

5. МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Решение задачи обнаружения объектов на монохромных изображениях может быть расширено на цветные и мультиспектральные изображения. Возможны два варианта использования полученных выше результатов.

1. Сформировать наиболее информативную компоненту изображения, например: первую составляющую в разложении по главным компонентам (преобразование Хоттелинга) [23] или яркостную компоненту для цветного изображения. В соответствии с заданной функцией размеров $s(a)$ в (11) выделить соответствующие объекты (области) на такой компоненте и удалить из изображения все остальные области.

2. Провести обнаружение объектов по каждой из компонент мультиспектрального изображения отдельно, используя лишь нижнее ограничение по размерам (r_1) функции $s(a)$ в (11). Объединить границы, полученные по всем компонентам, сформировав общую карту областей. Удалить в этой карте области, оказавшиеся по размеру меньше r_1 и больше r_2 в (11).

Дальнейшие действия одинаковы. По каждой из обнаруженных областей найти средние вектора мультиспектральных (цветовых) значений. Зная эталонную цветовую характеристику (вектор) интересующих областей, или получив ее по выбранной типичной области, провести разделение обнаруженных областей, т.е. убрать те области, средние цветовые характеристики которых удалены далеко от эталонного цветового вектора.

6. ПРИМЕРЫ

Реализация алгоритма обнаружения импульсных помех представлена на Рис. 1. На (а) приведено зашумленное изображение, искаженное импульсным шумом (9) с вероятностью $p = 0,03$. СКО искаженного изображения от оригинала составило 13,99 градаций яркости. На (б) показано изображение, на котором восстановлены значения в тех точках, где были обнаружены помехи алгоритмом (8) с $r = 1$ в (10); СКО от оригинала составило 0,87 градаций. Изображение (в) — разность восстановленного (б) и исходного неискаженного изображений.

Можно видеть, что на (в) осталась лишь небольшая часть помех, не обнаруженных на изображении (а) изложенным алгоритмом. Одна из причин заключается в том, что в силу случайности расположения помех, с известной долей вероятности искажается группа из нескольких соседних элементов изображения. Если при этом значения ξ для них оказываются близкими, то элементы образуют ложный объект из двух или более элементов, выходящий за рамки ограничений по площади, и который, соответственно, не может быть обнаружен. В такой ситуации помеха может быть обнаружена итеративным процессом после исправления первоначально обнаруженных помех и изменения значений r в (10) до значения $r = 2$ или даже более. Вторая причина состоит в том, что часть помех попадают вплотную к резким краям протяженных объектов. Если их значения при этом мало отличаются от значений элементов соседнего объекта, то элементы помехи присоединяются к нему пространственно, искажая его форму. В такой ситуации помеха не может быть обнаружена без морфологического анализа.



Рис. 1. Обнаружение импульсных помех: а) зашумленное изображение (шум 3%); б) значения восстановлены в точках обнаруженных помех; в) разность (б) и неискаженного изображения.

На основе трехдиапазонного варианта функции размеров $s(a)$ в (11) возможно построение алгоритма обнаружения объектов по их площади. Примеры такого обнаружения объектов при выборе различных диапазонов r_1 и r_2 функции $s(a)$ в (11) показаны на Рис. 2.

На (а) представлено исходное изображение (аэрофотоснимок) размерами 512×512 элементов, а на (б)-(е) — индикаторные функции обнаруженных объектов. Объекты малой площади (диапазон 20-80 элементов) показаны на рисунках (б) — объекты с выпуклостью вниз и (в) — с выпуклостью вверх. Обнаруженные объекты средней площади (диапазон 1000-3000 элементов) аналогично показаны на рисунках (г) и (д). Объекты большой площади с выпуклостью вниз (диапазон 12000-19000 элементов) показаны на рисунке (е).

Обнаружение объектов на мультиспектральном изображении демонстрируется на Рис. 3 на примере обработки цветного изображения из альбома Adobe. Рисунок пятен на шкуре жирафов уникален, и имеется задача составления каталога картин пятен животных для идентификации особей. Изложенный выше метод обнаружения объектов может быть использован при решении данной задачи. На Рис. 3,а представлена яркостная компонента исходного цветного изображения; на (б) — области в диапазоне 25-2000 элементов с выпуклостью вниз, обнару-

женные на изображении (а); на (в) — области, оставшиеся после разделения областей (б) по средним цветовым характеристикам.

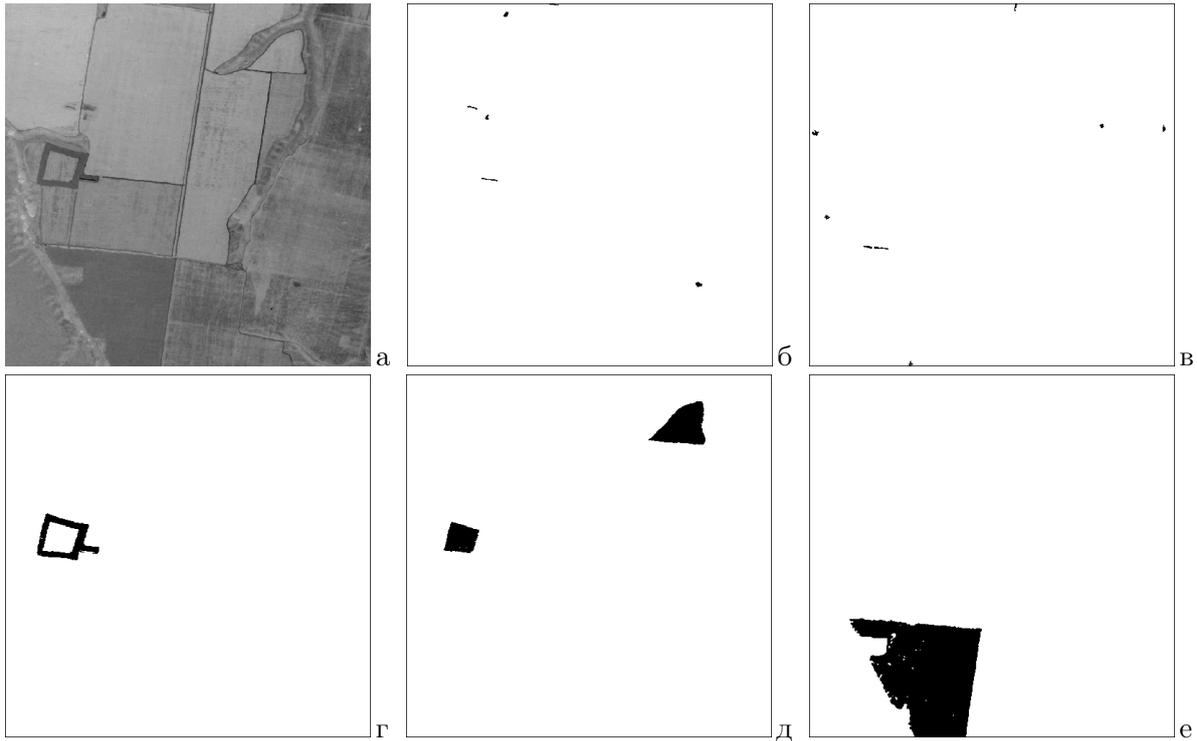


Рис. 2. Обнаружение объектов: а) исходное изображение; диапазон 20-80, выпуклости вниз (б) и вверх (в); диапазон 1000-3000, выпуклости вниз (г) и вверх (д); е) диапазон 12000-19000, выпуклости вниз.

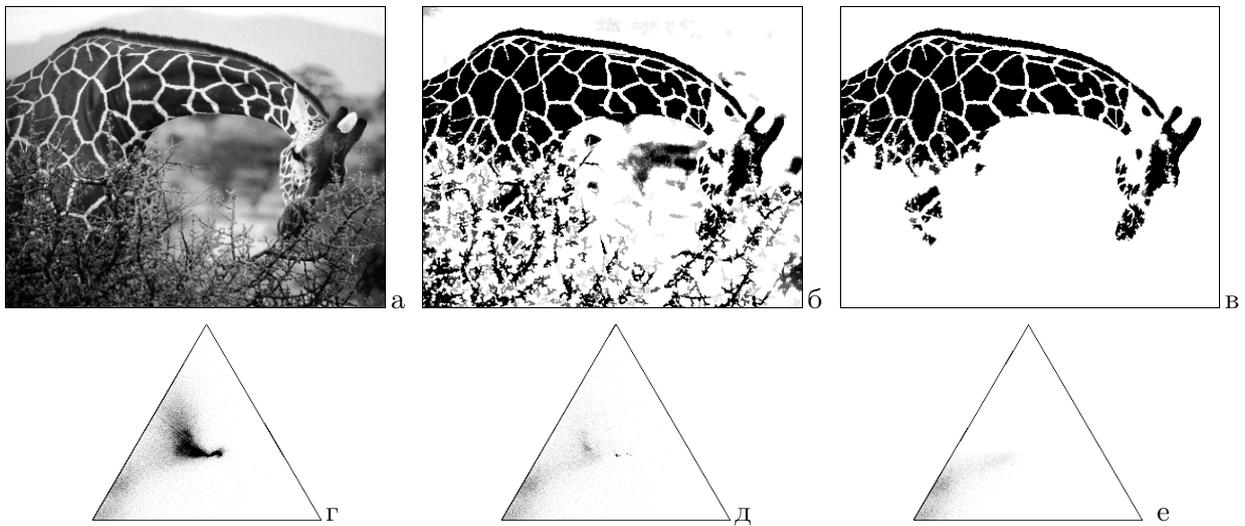


Рис. 3. Обнаружение объектов на цветном изображении: а) яркостная компонента; б) области с выпуклостью вниз в диапазоне 25-2000; в) результат разделения областей; г), д), е) — распределения цветности-насыщенности для изображений (а)-(в).

Разделение областей осуществлялось с использованием распределения вероятностей элементов изображения в зависимости от их цветности-насыщенности. Такие распределения в пространстве треугольника Максвелла [23] для изображений (а)-(в) на Рис. 3 приведены на рисунках (г)-(е), где степень почернения отражает вероятность элементов с соответствующими значениями цветности и насыщенности. Разделение осуществлялось путем

локализации на распределении (д) участка, соответствующего искомым пятнам, и удалением из изображения (б) областей, цветовая проекция средних значений которых выходила за найденные границы. На (е) показано распределение для результирующего изображения (в).

7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследованы возможности применения аппарата двумерных вариаций для анализа не только глобальных, но и локальных характеристик двумерных сигналов (изображений). Разработан способ формирования метрических параметров локальных топологических особенностей изображения. Введено понятие показателей размеров и амплитуды выпуклости вверх и вниз, разработан алгоритм вычисления таких характеристик.

Предложены способы применения показателей размеров и амплитуды выпуклости для обнаружения объектов по их площади. Теоретические выводы иллюстрированы результатами экспериментов по обнаружению на изображении импульсных помех и объектов различных размеров на монохромных и мультиспектральных изображениях.

Полученные результаты показывают эффективность использования аппарата двумерных вариаций для построения алгоритмов локального пространственного анализа изображений.

Работа выполнена при поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 14-50-00150).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Adams C.R., Clarkson J.A. On definitions of bounded variation for functions of two variables // Trans. of the American Mathematical Society, 1933, vol. 36, pp. 824.
2. Bellettini G., Caselles V., Novaga M. The total variation flow in \mathbb{R}^N // J. Differential Equations, 2002, vol. 184, pp. 475–525.
3. Математическая энциклопедия. М.: Советская энциклопедия, 1977, Т. 1–5.
4. Pierpont J. Lectures on the theory of functions of real variables. Vol.1, N.Y., Dover Publications, 1959.
5. Rudin L.I., Osher S., Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms // Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, vol. 60, pp. 259–268.
6. Haddad A., Meyer Y. An improvement of Rudin-Osher-Fatemi model // Applied Computational Harmonic Analysis, 2007, vol. 22, pp. 319–334.
7. Jaiswal R., Awasthi A. Rudin-Osher-Fatemi (ROF) Model for Blurring Removal in Digital Images // International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology, 2016, vol. 4, pp. 248–252.
8. Meyer Y. Oscillating patterns in image processing and in some nonlinear evolution equations // The Fifteenth Dean Jacqueline B. Lewis Memorial Lectures, University Lectures Series, vol. 22, American Mathematical Society, Providence, RI, 2001.
9. Чочиа П.А. Двухмасштабная модель изображения // Кодирование и обработка изображений. М.: Наука, 1988, С. 69–87.
10. Chochia P.A. Image Decomposition and Enhancement Using Rank Filtering // Computer and Holographic Optics and Image Processing. Proceedings SPIE. 1998, vol. 3348, pp. 261–266.
11. Кронрод А.С. О функциях двух переменных // Успехи математических наук, 1950, т. 5, № 1, С. 24–134.
12. Витушкин А.Г. О многомерных вариациях. М.: Гостехиздат, 1955.
13. Витушкин А.Г. Оценка сложности задачи табулирования. М.: Физ-мат. лит., 1959.
14. Варакин Л.Е. Теория сложных сигналов. М.: Сов. радио, 1970.
15. Иванов Л.Д. Вариации множеств и функций. М.: Наука, 1975.

16. Милюкова О.П. Изображение как функция с ограниченной полной вариацией // Иконика. Цифровая обработка видеоинформации. М.: Наука, 1989, С. 19–25.
17. Милюкова О.П., Чочиа П.А. Об оценке сложности изображений с помощью двумерных вариаций // Информационные процессы, 2012, Т. 12, № 4, С. 362–371.
18. Milyukova O., Kober V., Karnaukhov V. Image Restoration Using Two-Dimensional Variations // Image Restoration – Recent Advances and Applications, Chapter 9. InTech Publishing, Rijeka, Croatia, 2012, pp. 185-200.
19. Чочиа П.А., Милюкова О.П. Сравнение двумерных вариаций в контексте оценки сложности дискретных изображений. // Информационные процессы, 2015, Т. 15, № 2, С. 169–182.
20. Чочиа П.А. Методы обработки видеоинформации на основе двухмасштабной модели изображения. Saarbrücken: LAP Lambert Academic Publishing, 2017. 301 с.
21. Цифровое кодирование телевизионных изображений. / Цуккерман И.И., Кац Б.М., Лебедев Д.С. и др. М.: Радио и связь, 1981. 240 с.
22. Чочиа П.А. Цифровая фильтрация импульсных помех на телевизионных изображениях // Техника средств связи: сер. Техника телевидения, 1984, вып. 1, С. 26–36.
23. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2012. 1104 с.
24. Чочиа П.А. Некоторые алгоритмы обнаружения объектов на основе двухмасштабной модели изображения // Информационные процессы, 2014, Т. 14, № 2, С. 117–136.

Composition of image topological characteristics based on two-dimensional variations and their application for objects and noise detection

Chochia P. A.

The variations-based approach is proposed for composition of the image topological characteristics of two-dimensional signals. The application of these characteristics for metric estimate of image local parameters is considered. The conception of the index of the object convexity size and amplitude is introduced, and the method for its calculation concerning convexities “up” and “down” is proposed. The application of these estimates is illustrated for detection of noise and different size objects in grayscale and multispectral images. The theoretical conclusions are experimentally verified.

KEYWORDS: two-dimensional variations, image processing, object detection, denoising.