

Использование метрических и топологических характеристик изображения для диагностики искажений в задаче восстановления сигнала¹

О. П. Милюкова, П. А. Чочиа

Институт проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН, Москва, Россия
Поступила в редколлегию 13.11.2017

Аннотация—Анализируются причины возникновения искажений при формировании изображений и подходы к их устранению. В качестве моделей искажений рассматриваются смаз в результате движения, оптические аберрации и атмосферное рассеяние. Исследуются возможности использования метрических и топологических характеристик искаженного сигнала для диагностики искажающего оператора и восстановления изображений.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: диагностика искажений, восстановление изображений, двумерные вариации.

1. ВВЕДЕНИЕ

Изображение, как получаемый сигнал, в процессе формирования и регистрации может подвергаться различным искажениям, вызываемыми относительным движением объекта и устройства регистрации, аберрациями и дифракцией в оптической системе, турбулентностью и рассеянием света в среде прохождения и др. Подобные искажения, как правило, не могут быть устранены техническими средствами. Сами же изображения, сформированные с такими искажениями, с трудом поддаются интерпретации и требуют предварительной обработки. Традиционным подходом при этом является решение обратной задачи — восстановления неискаженного сигнала по наблюдаемому. Методам восстановления сигналов и изображений посвящено огромное количество исследований, использующих как детерминированные или вероятностные способы решения, так и эмпирические алгоритмы; см., например, [1–5].

Важнейшими вопросами при решении задачи восстановления сигнала, являются вид и параметры процесса искажения, которые, как правило, априори не известны. Поэтому актуальной является задача “диагностики” искажающего оператора по наблюдаемому искаженному изображению.

Приводимые ниже соотношения соответствуют монохромным изображениям, однако они могут быть применены и к цветным (мультиспектральным) изображениям, которые представимы в виде совокупности нескольких независимых монохромных компонент.

2. МОДЕЛЬ ФОРМИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ И ВИДЫ ИСКАЖЕНИЙ

Достаточно полной математической моделью многих физических процессов, связанных с формированием изображения, может служить линейное интегральное уравнение первого рода:

$$Ag + \xi = \tilde{u}(x, y) = u(x, y) + \xi(x, y), \quad (x, y) \in W, \quad (1)$$

¹ Работа выполнена при поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 14-50-00150)

где $u \in U$, $g \in G$, (U и G — пара метрических пространств), $g(x, y)$ — исходное, $\tilde{u}(x, y)$ — наблюдаемое искаженное изображения, A — линейный интегральный оператор, $\xi(x, y)$ — шум.

Задача восстановления изображения формулируется следующим образом: найти “идеальное” в некотором смысле изображение $g(x, y)$, связанное с наблюдаемым соотношением (1). Получаемый сигнал $u(x, y)$ может рассматриваться как результат некоторого процесса, реализуемого системой формирования изображения, который в линейном случае задается следующим уравнением, аналогичным (1):

$$u(x, y) = s \{A[g]\} = s \left\{ \iint_W h(x, y, \tilde{x}, \tilde{y}) g(\tilde{x}, \tilde{y}) \right\} + \xi(x, y). \quad (2)$$

Здесь $g(\tilde{x}, \tilde{y})$ — идеальное изображение наблюдаемой сцены, $h(x, y, \tilde{x}, \tilde{y})$ — функция рассеяния точки системы искажения, $s\{*\}$ задает нелинейность системы, а ξ — некоррелированный аддитивный случайный шум.

Если импульсный отклик является однородным и стационарным на всем протяжении изображения, он может быть представлен как функция разности аргументов. Тогда выражение (2) может быть представлено более удобным интегралом свертки:

$$u(x, y) = s \{A[g]\} = s \left\{ \iint_W h(x - \tilde{x}, y - \tilde{y}) g(\tilde{x}, \tilde{y}) \right\} + \xi(x, y).$$

2.1. Обобщенные модели искажения

Смаз

Смаз возникает в результате относительного движения объекта и устройства регистрации, которое может быть представлено в виде сдвига, вращения, масштабирования или их комбинаций. Общая математическая модель описывается формулой

$$u(x, y) = \int_0^T J_f(\tilde{x}, \tilde{y}, t) g(\tilde{x}, \tilde{y}, t) dt, \quad \text{где } J_f(\tilde{x}, \tilde{y}, t) = \begin{vmatrix} df_1/d\tilde{x} & df_1/d\tilde{y} \\ df_2/d\tilde{x} & df_2/d\tilde{y} \end{vmatrix} \text{ — Якобиан движения.}$$

Простейшим видом смаза является сдвиг вдоль какого-то направления, скажем, вдоль оси x , с постоянной скоростью V в течение интервала времени $[0, T]$. Функция рассеяния точки будет:

$$h(x - \tilde{x}) = \begin{cases} 1/VT, & 0 \leq x - \tilde{x} \leq VT; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

В случае равноускоренного движения $\tilde{x} = (x - at^2)$; $a > 0$, $0 \leq t \leq T$, и функция рассеяния точки:

$$h(x - \tilde{x}) = \begin{cases} 1/2a(x - \tilde{x}), & x - aT^2 \leq \tilde{x} \leq x; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Для равномерного вращения смаз удобно определять в полярных координатах:

$$h(\theta, \varphi) = \begin{cases} 1/|\omega|, & \theta_0 \leq \theta - \varphi \leq \theta_0 + \omega T; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Оптические aberrации

Оптические aberrации являются наиболее частым видом искажений при формировании изображения. Ниже мы рассмотрим простейший вид aberrаций, вызывающий получение нерезкого изображения — расфокусировку. Чтобы получить полную модель расфокусировки, необходимо знать распределение интенсивности в пятне рассеяния точечного объекта. Как следует

из геометрической оптики, распределение интенсивности можно считать близким к константе внутри круга рассеяния и равным нулю вне его [5]. Такому представлению соответствует следующая функция рассеяния точки с радиусом рассеяния r :

$$h(x, y, \tilde{x}, \tilde{y}) = \begin{cases} 1/\pi r, & (x - \tilde{x})^2 + (y - \tilde{y})^2 \leq r^2; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Атмосферное рассеяние

Детальное рассмотрение функции рассеяния в атмосфере, а также другие особенности искажений, вызываемых атмосферной турбуленцией, можно найти в специальной литературе. В частности, можно рекомендовать достаточно полный классический обзор [7], в котором рассматриваются основные аналитические закономерности, связанные с прохождением света в атмосфере. В случае Колмогоровского спектра турбуленции [8], усредненная функция рассеяния будет вращательно-симметричной, задаваемой следующей формулой:

$$h(x, y, \tilde{x}, \tilde{y}) = \exp \left\{ -3,44(\lambda|r|/r_0)^{5/3} \right\},$$

где $r = ((x - \tilde{x})^2 + (y - \tilde{y})^2)^{1/2}$, $r_0 \approx \lambda^{6/5}(\cos \gamma)^{3/5}$ — диаметр дифракционно-ограниченной линзы, площадь диска Эйри которой равна апертуре наблюдения, а γ — зенитный угол. Параметр r_0 играет важную роль при съемке с длительными экспозициями. Рассеяние из-за атмосферной турбуленции, как правило, рассматривается с гауссовой функцией рассеяния точки:

$$h(x, y, \tilde{x}, \tilde{y}) = C \exp \left\{ -((x - \tilde{x})^2 + (y - \tilde{y})^2)/2\sigma^2 \right\},$$

Искажения неоптических изображений

Имеется целый ряд других (не оптических) способов получения изображений, основанных на измерении излучений или других аналогичных характеристик не светового диапазона. К таковым относятся изображения, получаемые при помощи рентгеновских и гамма-лучей, звуковых излучений, сейсмических колебаний и др. Модели формирования неоптических изображений, как правило, являются многофакторными с использованием дополнительных предположений, существенно усложняющих задачу. Рассмотрение таких моделей искажений выходит за рамки настоящей работы.

Следует также заметить, что возникающие искажения одного вида зачастую и с известной точностью могут интерпретироваться как искажения другого вида (например, смаз из-за относительного движения может интерпретироваться как оптическое искажение и наоборот). В случае неоптических изображений такой подход может оказаться весьма эффективным, и тогда возможно применение рассмотренных выше формул.

3. ОБЩИЕ ПОДХОДЫ К ВОССТАНОВЛЕНИЮ ИСКАЖЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Задача восстановления — типичная обратная задача с неполными данными. Для ее решения обычно используются методы, основанные на решении некорректно поставленных задач, и методы статистического оценивания. В первом случае процедура сводится к тем или иным вариантам минимизации тихоновского функционала [1] с невязкой ρ в метрике μ :

$$g^* = \arg \min_{g \in G} \{ \rho_\mu(V) + \alpha \Omega(g) \}.$$

Во втором случае, при использовании байесовского подхода или критерия максимума апостериорной вероятности, к задаче оптимального оценивания вида:

$$g^* = \arg \min_{g \in G} \{ -\ln q(Ag - \tilde{u}) - \ln p(g) \},$$

где $p(g)$ и $q(\xi)$ — априорные плотности вероятностей изображения и шума: $\xi(x, y) = Ag - \tilde{u}$, а g^* — оптимум в пространстве изображений G .

Качество восстановления изображения существенно зависит от свойств искажающего оператора A . Операторы, описывающие изображающую систему, как правило, необратимы, а значит, уравнение (1) неоднозначно разрешимо даже при точно заданных данных; к тому же, его решение неустойчиво по отношению к погрешностям [1]. Эти факторы существенно ограничивают точность восстановления изображения при больших искажениях и шуме.

Следует отметить, что, как и для всякой обратной задачи с неполными данными, результат восстановления сводится к некоторому компромиссу между улучшением четкости изображения и усилением шума. В том случае, когда по искаженному изображению необходимо решить задачу распознавания, можно вместо решения задачи восстановления искаженного изображения ограничиться задачей восстановления только какой-то его составляющей, например, фазы спектра (причем не всего, а лишь части его компонент).

3.1. Линейные методы восстановления

При восстановлении изображений чаще всего ограничиваются линейными алгоритмами, что связано с относительной простотой их реализации. Такой алгоритм может быть представлен как минимизация квадратичного функционала

$$g^* = \arg \min_{g \in G} \{ \|Ag - \tilde{u}\|^2 + \alpha \Omega(g) \}. \quad (3)$$

При этом главные факторы, от которых зависит качество восстановления, — это свойства искажающего оператора A и уровень шума.

Фурье–метод

Возможности упрощения алгоритма минимизации связаны со спецификой искажающего оператора. Обычно в качестве модели изображающей системы используют однородное интегральное преобразование, которое приводит к уравнению типа свертки:

$$u(x, y) = Ag + \xi = \iint_{-\infty}^{\infty} h(x - \tilde{x}, y - \tilde{y})g(\tilde{x}, \tilde{y})d\tilde{x}d\tilde{y} + \xi(x, y), \quad -\infty < (x, y) < \infty. \quad (4)$$

С помощью преобразования Фурье оно сводится к спектральным преобразованиям:

$$U(\omega_1, \omega_2) = H(\omega_1, \omega_2)G(\omega_1, \omega_2) + \Xi(\omega_1, \omega_2), \quad (5)$$

где U, H, G, Ξ суть Фурье-образы соответствующих функций в (5).

Известно [3], что линейное решение уравнения (4) может быть записано в виде:

$$\hat{g}(x, y) = \iint K(x - \tilde{x}, y - \tilde{y})\tilde{u}(\tilde{x}, \tilde{y})d\tilde{x}d\tilde{y}, \quad (6)$$

с ядром K обратного преобразования, имеющим, при определенных условиях, вид:

$$K(x, y) = \frac{1}{4\pi^2} \iint \frac{H^*(\omega_1, \omega_2)e^{i(x\omega_1 + y\omega_2)}}{|H(\omega_1, \omega_2)|^2 + \alpha(1 + \beta(\omega_1 + \omega_2))} d\omega_1 d\omega_2. \quad (7)$$

Регуляризирующие параметры $0 < \alpha < 1$ и $0 < \beta < 1$ зависят от уровня шума и задачи; они могут определяться с помощью тех или иных критериев [1] и экспертных оценок. На основе формул (4)–(7) строится большинство алгоритмов восстановления, использующих Фурье-преобразование.

Наблюдаемое изображение $u(x, y)$, как правило, задано в ограниченной области, что не позволяет применить преобразование Фурье к уравнению (4) без процедуры расширения искаженного изображения. Один из вариантов решения этой задачи для дискретного приближения уравнения (4) рассматривается в работе [9].

3.2. Нелинейные методы

Существенно иной результат можно получить, используя нелинейные методы восстановления. В [10] предложено рассматривать изображение как функцию с ограниченными вариациями; в этом случае задача восстановления сводится к задаче минимизации функционала

$$g^* = \arg \min_{g \in G} \{ \|Ag - \tilde{u}\|^2 + \alpha \text{Var}(g) \}. \quad (8)$$

Для функций нескольких переменных было предложено много различных определений вариации (вариации Арцела, Витали, Тонелли, Фреше и др.); основные из них были рассмотрены в работе [11]. Все они сводятся к тому, что определяется некоторый один функционал, ограниченность которого гарантирует наличие у функции ряда свойств, аналогичных свойствам одномерной функции с конечными изменениями.

В применении к изображениям наиболее привлекательными выглядят вариации Кронрода [13]. Автор пришел к выводу, что функция многих переменных должна характеризоваться не одним, а несколькими, в определенном смысле независимыми функционалами. Основываясь на понятии множеств уровня, он предложил для функции двух переменных использовать следующие два функционала:

$$w_1(f) = \int_{-\infty}^{\infty} v_0(e_t) dt, \quad w_2(f) = \int_{-\infty}^{\infty} v_1(e_t) dt. \quad (9)$$

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). Тем самым значение w_1 отражает число локальных экстремумов функции. Характеристика v_0 множества уровня e_t , входящая в определение вариации $w_1(f)$, является не метрической, а в определенном смысле топологической характеристикой функции, основанной на связности и не изменяющейся при гомеоморфизме. Касательно значения вариации $w_2(f)$, в [10] было показано, что для непрерывно дифференцируемой на D функции $f(x, y)$ справедливо равенство:

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

которое показывает, что вторая вариация $w_2(f)$ в (9) является интегралом модуля градиента функции по области носителя.

Отметим, что впоследствии Витушкиным [14] было найдено удачное определение вариации множества, причем выбранный подход, также основанный на рассмотрении множеств уровня, был обобщен для функций многих переменных.

Используя значения вариаций w_1 и w_2 в (9), регуляризирующий функционал (8) может быть записан в следующем виде:

$$g^* = \arg \min_{g \in G} \{ \|Ag - \tilde{u}\|^2 + \alpha F(w_1, w_2) \}. \quad (10)$$

4. ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ МЕТРИЧЕСКИХ И ТОПОЛОГИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК

Значения вариаций Кронрода позволяют оценить параметры изображения, отражающие как амплитудные, так и морфологические его характеристики. При этом первая вариация, w_1 , отражает число и контраст деталей на изображении, а вторая вариация, w_2 , — сумму периметров деталей. Как было показано в [11], важным является соотношение вариаций $q_w(f) = w_2(f)/w_1(f)$, отражающее средний периметр деталей на изображении. В дискретном изображении наименьшим возможным объектом является один элемент (пиксель), периметр которого, в соответствии с метрикой L_1 , равен 4 — значению, аналогичному числу π в метрике L_2 . В связи с этим была введена следующая нормированная характеристика:

$$d(f) = q_w(f)/4. \tag{11}$$

Значение w_1 было предложено называть *показателем числа объектов* изображения, а d — *показателем размеров объектов* изображения. Для изображения с компонентами, не контактирующими более чем в одной точке, выполняется соотношение: $d(f) \geq 1$.

Составим список доступных для измерения метрических и топологических характеристик изображения. К первым относятся яркостные характеристики (амплитуда, контраст), различные вариации, в том числе двумерные (Арцела, Тонелли, Фреше и др.), вторая вариация Кронрода w_2 в (9). К топологическим характеристикам относятся показатель числа объектов w_1 в (9) и связанный с ним показатель размеров объектов $d(f)$ в (11).

Представляет интерес поведение значений $w_1(f)$ и $d(f)$ при возможных преобразованиях функции $f(x, y)$. Были рассмотрены различные варианты трансформаций $f(x, y)$, такие как амплитудные и геометрические преобразования, расширение области носителя и др. Показано, что при таких изменениях двумерной функции $f(x, y)$, по крайней мере, одно из значений w_1 и d является инвариантом, второе же значение оказывается предсказуемой функцией преобразования [15]. В частности отмечается, что показатель размеров объектов $d(f)$ отражает лишь средние размеры объектов на изображении и не зависит от количества и контраста самих объектов — эту часть информации несет вариация $w_1(f)$. На основании проведенных исследований сделан вывод, что первая вариация $w_1(f)$ вместе с характеристикой $d(f)$ отражают пространственную и яркостную изменчивости изображения и в совокупности могут служить показателями сложности изображения [12, 15].

Для изображений с преобладанием мелких деталей, которые на множествах уровня отображаются компонентами небольших размеров, значения d будут малыми, а для изображений с крупными деталями — большими. Поскольку шумы, являющиеся локальными выбросами сигнала, и проявляющиеся на множествах уровня как самостоятельные компоненты с минимально возможным периметром, также интерпретируются как детали изображения, то, следовательно, значение d должно убывать при увеличении числа и амплитуды шумовых выбросов. Отмечается, что если характеристика $d(f)$ постоянна, то с увеличением $w_1(f)$ сложность изображения будет возрастать; также сложность будет возрастать и с уменьшением $d(f)$ при постоянном $w_1(f)$. Тогда, если для пары изображений f_1 и f_2 выполняются соотношения $w_1(f_1) < w_1(f_2)$ и $d(f_1) > d(f_2)$, то естественно полагать, что изображение f_2 является более сложным, чем f_1 . В остальных случаях оценка сложности зависит от конкретной задачи.

Оптимизация в многомерном пространстве, как правило, затруднительна и приходится из нескольких функционалов формировать некоторое обобщенное значение. В качестве одного из простых вариантов можно использовать следующую линейную комбинацию, характеризующую сложность изображения:

$$w(z) = w_1(z) + kw_2(z) = w_1(z)(1 + kd(z)), \tag{12}$$

которая может, например, применяться в (10) в качестве стабилизирующего функционала $F(w_1, w_2)$. Параметр k в (12), по сути, определяет баланс между числом и средним размером объектов на изображении. Он может выбираться исходя из модели изображения [15] и априорного предположения об информационном содержании изображения.

5. ДИАГНОСТИКА ИСКАЖАЮЩЕГО ОПЕРАТОРА

При решении практических задач зачастую требуется диагностика искажений и их параметров по наблюдаемым изображениям. Эта проблема на данный момент остается мало изученной. В настоящей работе мы ограничимся рассмотрением линейных пространственно-инвариантных систем, описываемых уравнением типа свертки (4).

Первым шагом в задаче восстановления изображения является определение типа и параметров искажения. Если известны характеристики камеры, а также ее относительное положение и движение по отношению к объекту съемки, то возможно вычисление функции рассеяния точки. Однако на практике такие данные известны редко и должны быть определены на основе лишь наблюдаемого, уже искаженного изображения.

Искажения, описываемые двумерным преобразованием свертки (4), сводятся к двум одномерным преобразованиям по x_1 и x_2 , описываемым формулой

$$u(x) = Ag = \int_{-\infty}^{\infty} h(x - \tilde{x})g(\tilde{x})d\tilde{x}, \quad -\infty < x < \infty. \quad (13)$$

Данное преобразование является базовым в теории связи, радиофизике, электротехнике и других областях. Будем использовать разработанные в этих дисциплинах методы анализа свойств функций, входящих в (13), и удовлетворяющих уравнению

$$U(\omega) = H(\omega)G(\omega). \quad (14)$$

В общем случае спектры исходных изображений $G(\omega)$ не обладают какими-то специфическими свойствами. Но для спектров искажающих операторов $H(\omega)$, а, следовательно, и для спектров искаженных изображений $U(\omega)$, можно составить некоторый список свойств.

Искажающий оператор A , имеющий эффективный размер R_A , в рамках модели (13), определяется ядром интегрального преобразования $h(x)$. В реальных задачах $h(x)$ — функция с конечным носителем. Поэтому ядро $h(x)$ обращается в ноль при $|x| \geq R_A$, в то время как изображение реальной сцены можно считать функцией, заданной на всей плоскости. Собственно на различии этих двух представлений — финитности аппаратной функции $h(x)$ и неограниченности изображения и основаны дальнейшие рассуждения.

Допустимо полагать, что спектры передаточных функций $H(\omega)$ существенно отличаются от спектров реальных изображений. Известно, что по амплитудным спектрам реальных изображений можно сделать только общие заключения о характеристиках изображения [3]. Из многочисленных экспериментов следует, что в зависимости от типа искажающего оператора (равномерное движение, расфокусировка, турбулентная среда, абберации и пр.), амплитуда спектра искаженного изображения сохраняет характерную структуру амплитуды ядра $h(x)$. Это, в первую очередь, связано с упорядоченным расположением нулей на плоскости (ω_1, ω_2) .

Свойства спектров $H(\omega)$ справедливы на всей комплексной плоскости, в частности, и на действительной оси. Если передаточная функция системы обращается в ноль в точках v_1, v_2, \dots, v_n действительной оси, то по спектру $H(\omega)$ из соотношения (14) можно определить тип искажающего оператора, оценить величину его носителя R_A , а также связанные с этим параметры искажения, такие, как скорость объекта, величину расфокусировки и другие. Как правило, ядро искажающего оператора $h(x)$ является четной всюду гладкой функцией, за исключением

точек $\pm R_A$, задающих величину носителя. Можно показать, что при таких ограничениях на $h(x)$ спектр $H(\omega)$ имеет нули на действительной оси.

Практическое решение задачи диагностики искажающего оператора по наблюдаемому искаженному изображению может быть получено путем сравнения спектра наблюдаемого изображения со спектрами эталонов возможных искажающих операторов $H(\omega_1, \omega_2)$. Такие эталоны можно получить как математическим моделированием, так и экспериментальным тестированием конкретных систем формирования изображений. В случае одномерного оператора прямоугольной формы шириной u , спектр $H(\omega)$ будет преобразован как $H'(\omega) = H(\omega)2u \sin u\omega/u\omega$, т.е. он обращается в ноль в точках $n\pi/u$; $n=1,2,\dots$, что порождает характерные периодические структуры (Рис. 1,в,г), которые могут быть легко обнаружены.

На Рис. 1 показаны исходное изображение (а), а также действительные составляющие его амплитудного спектра для исходного изображения (б) и результатов расфокусировки: линейной апертурой шириной 9 элементов (в) и двумерной прямоугольной апертурой размерами 7×5 элементов (г). Для наглядности, на изображениях (б)–(г) верхние частоты спектров усилены до приблизительно однородной картины.

При наличии расфокусировки сдвигом вдоль какого-то направления, спектр $h(\omega_1, \omega_2)$ будет содержать полосы близких к нулю значений, проходящие в направлении, перпендикулярном сдвигу. Расстояния между полосами будут равны L/u , где L — размер изображения, а u — величина сдвига. Нетрудно предложить алгоритм, позволяющий найти направление возникших полос и определить расстояния между ними, которые и укажут на размеры и ориентацию апертуры расфокусировки. Таковым алгоритмом, например, может быть подсчет вариаций $Var(\alpha)$ средних значений по множествам секущих, параллельных каждому из возможных направлений α , для $0 \leq \alpha < 2\pi$. Локальные максимумы $Var(\alpha)$ будут соответствовать направлениям α_i , перпендикулярным направлениям сдвига.

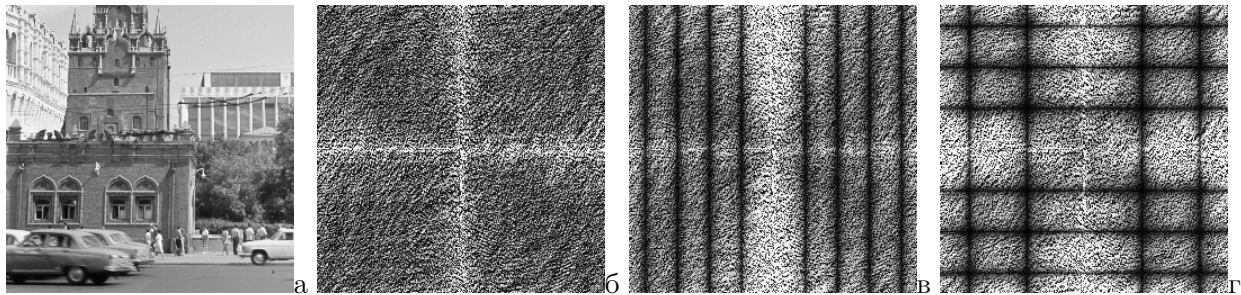


Рис. 1. а) исходное изображение; б) его амплитудный спектр; в) спектр после горизонтальной расфокусировки в 9 элементов; г) спектр после расфокусировки апертурой 7×5 элементов.

Возможности диагностики искажающих операторов и процедура распознавания описаны в [16,17]. Согласно полученным данным, средний уровень успешного определения параметров для четырех типов искажений в отсутствии шума колеблется от 93,5% для Гауссова распределения до 98,1% для прямолинейного движения. Успешная идентификация типа искажающего оператора при отсутствии шума составила 100%. При аддитивном гауссовом шуме с корреляцией 0,1% успешное распознавание составило 78,26%.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я.. Методы решения некорректных задач. М.: Наука, 1979.
2. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. М.: Мир, 1982.
3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2012.

4. Милюкова О.П. Априорная информация в задачах восстановления // Компьютерная оптика, 1995, вып. 14–15, часть 1, С. 148–155.
5. Milyukova O., Kober V., Karnaukhov V. Image Restoration Using Two-Dimensional Variations // Image Restoration. Recent Advances and Applications, Chapt. 9. Rijeka: InTech Publishing. 2012, pp. 185–200.
6. Борн М., Вольф Э. Основы оптики. М.: Наука, 1983.
7. Roddier F. The Effects of Atmospheric Turbulence in Optical Astronomy. In: Wolf E. ed., Progress in Optics, 1981, vol. 19, Amsterdam: North-Holland, pp. 281–376.
8. Колмогоров А.Н. Рассеяние энергии при локально изотропной турбулентности // Докл. АН СССР, 1941, Т. 32, № 1. С. 19–21.
9. Dainty J.C. Stellar Speckle Interferometry // Laser Speckle and Related Phenomena. Topics of Appl. Phys., 1975, vol. 9, Springer, pp. 255–280.
10. Милюкова О.П. Изображение как функция с ограниченной полной вариацией // Иконика. Цифровая обработка видеoinформации. М.: Наука, 1989, С. 19–25.
11. Чочиа П.А., Милюкова О.П. Сравнение двумерных вариаций в контексте оценки сложности дискретных изображений // Информационные процессы, 2015, Т. 15, № 2. С. 169–182.
12. Милюкова О.П., Чочиа П.А. Об оценке сложности изображений с помощью двумерных вариаций // Информационные процессы, 2012, Т. 12, № 4, С. 362–371.
13. Кронрод А.С. О функциях двух переменных. УМН, 1950, т. 5, № 1, С. 24–134.
14. Витушкин А.Г. Оценка сложности задачи табулирования. М.: Физ.-мат. лит., 1959.
15. Чочиа П.А. Методы обработки видеoinформации на основе двухмасштабной модели изображения. Saarbrücken: LAP Lambert Academic Publishing, 2017.
16. Aizenberg I., Butakoff C., Karnaukhov V., Merzleakov N., Milyukova O. Blurred Image Restoration Using the Type of Blur and Blur Parameters Identification on the Neural Network // Proc. SPIE: Image Processing: Algorithms and Systems, 2002, no. 4667, pp. 460–471.
17. Aizenberg I.N., Aizenberg N.N., Vandewalle J. Multi-Valued and Universal Binary Neurons: Theory, Learning and Applications. Dordrecht: Springer, 2000.

Using of Metrical and Topological Image Characteristics for Distortion Diagnostics in Signal Restoration Task

Milukova O. P., Chochia P. A.

Image distortion types and approaches to its correction are considered. The motion blurring, optical aberrations and atmospheric scattering are considered as the distortion models. The metrical and topological characteristics of distorted signal, basing on two-dimensional variations, are used for the purpose of distorting operator diagnostics and image restoration.

KEYWORDS: distortion diagnostics, image restoration, two-dimensional variations.