

К.Т. Протасов, В.В. Белов, Н.В. Молчунов

Восстановление изображений с предварительным оцениванием функции рассеяния точки

Институт оптики атмосферы СО РАН, г. Томск

Поступила в редакцию 30.08.99 г.

Рассматривается подход к деконволюции изображений подстилающей поверхности Земли, наблюдаемых со спутников в условиях искажающего влияния атмосферы. Особенность рассматриваемого подхода заключается в том, что функция размытия точки (ФРТ), используемая в линейной модели восстановления, неизвестна, и также подлежит оцениванию в первую очередь. Для этой цели используются это же изображение и информация о том, что наблюдаемая сцена содержит объекты с контрастами перепадов яркостей. Стохастической моделью замутненных участков изображения с высоким градиентом является распределение Гумбеля экстремальных значений. Для описания альтернативы выбрано семейство кривых Джонсона. Байесово решающее правило, построенное на этих распределениях, выделяет экстремальные градиенты. Вариации яркостей «размытого» участка изображения в направлении градиентов служат материалом для восстановления ФРТ. Само изображение восстанавливается с использованием стандартного подхода. Приводится иллюстрационный пример идентификации ФРТ и восстановления замутненного изображения.

Введение

При тематическом анализе изображений подстилающей поверхности Земли (ППЗ) алгоритмами автоматической классификации и распознавания образов актуальна задача предварительной обработки этих видеоданных с целью устранения искажений, обусловленных аэрозольными составляющими атмосферы (дымки, полупрозрачные туманы). Сложность коррекции видеоданных заключается в том, что передаточный оператор атмосферы на момент регистрации снимка, определяемый в модели восстановления функцией рассеяния точки, как правило, неизвестен. Конкретно сложившаяся на момент пролета спутника оптическая погода может существенно отличаться от среднестатистической. Возникает задача адаптивного оценивания или восстановления ФРТ по информации, имеющейся в самом наблюдаемом «размытом» изображении.

Будем ориентироваться на изображения двух типов. Первый тип изображений содержит достаточно большое количество сцен наземных объектов с градиентными перепадами радиояркостей. Второй тип изображений состоит из достаточно однородных поверхностей с квазистационарными участками шероховатости.

В зависимости от этих типов изображений рассмотрим два подхода восстановления ФРТ [1]. Предположим, что каким-либо способом можно выделить фрагмент размытого изображения, относительно которого будем считать, что вид ФРТ постоянен, хотя и неизвестен. Рассмотрим задачу восстановления ФРТ по информации, извлекаемой из самого размытого изображения. Назовем такой способ восстановления адаптивным, так как оцениваемая ФРТ с точностью до ошибок адекватна конкретно реализовавшимся условиям наблюдения. Примем следующее априорное предположение как рабочую гипотезу: на наблюдаемом фрагменте, подлежащем восстановлению, должны быть «резкие» границы физических объектов ППЗ. Такими могут быть, например, границы разделов лес – просека, лес – дорога, берег – река, пашня – поле и тому подобное.

Если каким-либо образом оценить степень или характер этих размытых переходов, то можно восстановить и форму функции рассеяния точки. «Размытые» значения градиентов изображения относятся к границам физических объектов, которые мы должны «видеть четко», без размытия (вместе с тем на изображении естественно будут присутствовать и объекты с плавными изменениями интенсивностей, имеющих весь спектр значений градиентов). Таким образом, в первом приближении необходимо выполнить следующие этапы, из которых состоит алгоритм решения этой задачи:

а) выделить стационарный участок размытого изображения, в пределах которого ФРТ не меняет свою форму;

б) продифференцировать полученное изображение и построить гистограмму распределения значений оцениваемых градиентов;

в) декомпозировать полученную гистограмму на два распределения с весовыми множителями, одно из которых (правоориентированное) описывает распределение экстремумов градиентов (ситуация A_0), а второе (левоориентированное) описывает все остальные не градиентные перепады яркостей (ситуация A_1), т. е. надо идентифицировать смешивающее распределение;

г) после того как смесь идентифицирована, построить байесово решающее правило проверки двух гипотез: H_1 – градиент и H_0 – не градиент, которое выявит на изображении все участки видеоданных, связанных с наличием границ резких, но размытых перепадов яркостей объектов ППЗ с высоким контрастом;

д) далее просканировать лишь эти участки видеоданных и зафиксировать степень их размытия, получив таким образом «срезы» для восстановления симметричной ФРТ;

е) наконец, когда ФРТ получена, восстановить изображение одним из стандартных методов, например с помощью инверсного фильтра.

Второй подход основан на методе гомоморфной фильтрации [2, с. 254]. При этом неизвестная ФРТ оценивается с использованием ковариационных функций сигнала и шума. В свою очередь, эти ковариационные функции

оцениваются по участкам видеоданных, обладающим свойством квазистационарности [1]. Таким образом, в этом случае используется информация о размытости текстуры изображения. Второй вариант коррекции изображений в работе не приводится.

1. Пространственное дифференцирование изображений

Рассмотрим задачу поиска градиентных перепадов яркостей и подход к оцениванию таких перепадов. С этой целью введем понятие окрестности анализируемой точки изображения [3, с. 69–87]. Предположим, что подлежащее анализу изображение оцифровано, так что цифровое представление имеет вид двумерной матрицы чисел $\{z^{ij}\}$, где z^{ij} – оцифрованное значение яркости для точки (пикселя) с координатами (i, j) плоскости наблюдаемого изображения формата $M \times N$. Совокупность элементов $\{z^{ij}\}$ локального участка изображения с координатами (i, j) , принадлежащими квадрату $(2l+1) \times (2l+1)$ пикселей, будем называть фрагментом с центральным элементом $(i=0, j=0)$ и введенной на нем локальной системой координат $-l \leq i \leq +l, -l \leq j \leq +l$, где l – параметр размера окна. Для описания поведения значений яркостей $\{z^{ij}\}$ в пределах фрагмента $(2l+1) \times (2l+1)$ воспользуемся фасеточной моделью Харалика–Ватсона, введенной в работе [3], при этом локальные характеристики изображения описываются отрезками плоскости – фасетами. Уравнение этой плоскости относительно декартовых прямоугольных координат имеет вид

$$Ax + By + Cz + D = 0,$$

при $D=0$ плоскость проходит через начало координат. Коэффициенты A, B, C равны проекции вектора $\mathbf{A} = (A, B, C)^T$, перпендикулярного плоскости на оси Ox, Oy, Oz , \mathbf{A} – направляющий нормированный вектор плоскости, T – знак транспонирования. В дальнейшем будем пользоваться следующим вариантом уравнения:

$$z = -\frac{A}{C}x - \frac{B}{C}y - \frac{D}{C} = \alpha x + \beta y + \mu, \quad (1)$$

где $C \neq 0$. Проведем плоскость через набор значений оцифрованных интенсивностей для окрестности некоторой центральной точки изображения так, чтобы достичь минимум следующего квадратичного критерия невязки:

$$J(\alpha, \beta, \mu) = \sum_j \sum_i [\alpha i + \beta j + \mu - z^{ij}]^2 = \min_{(\alpha, \beta, \mu)}, \quad (2)$$

где z^{ij} – значения яркостей в окрестности центральной точки с локальными координатами $i=0, j=0$, а суммирование производится от $-l$ до $+l$. Дифференцируя $J()$ по оцениваемым параметрам и приравнявая частные производные к нулю, получим необходимые условия экстремума

$$\begin{cases} \frac{\partial J(\alpha, \beta, \mu)}{\partial \alpha} = \sum_j \sum_i [\alpha i + \beta j + \mu - z^{ij}] i = 0, \\ \frac{\partial J(\alpha, \beta, \mu)}{\partial \beta} = \sum_j \sum_i [\alpha i + \beta j + \mu - z^{ij}] j = 0, \\ \frac{\partial J(\alpha, \beta, \mu)}{\partial \mu} = \sum_j \sum_i [\alpha i + \beta j + \mu - z^{ij}] = 0. \end{cases}$$

Раскрывая скобки в этом выражении и производя суммирование, получим

$$\begin{cases} \alpha \sum_j \sum_i i^2 = \sum_j \sum_i z^{ij} i = \sum_i i \sum_j z^{ij}, \\ \beta \sum_j \sum_i j^2 = \sum_j \sum_i z^{ij} j = \sum_j j \sum_i z^{ij}, \\ \sum_j \sum_i \mu = \sum_j \sum_i z^{ij}. \end{cases} \quad (3)$$

Отсюда находим оценки неизвестных величин

$$\hat{\alpha} = \frac{3 \sum_i i \sum_j z^{ij}}{l(l+1)(2l+1)^2}, \quad \hat{\beta} = \frac{3 \sum_j j \sum_i z^{ij}}{l(l+1)(2l+1)^2}, \quad \hat{\mu} = \frac{\sum_j \sum_i z^{ij}}{(2l+1)^2}. \quad (4)$$

Таким образом, уравнение плоскости (1) имеет следующий вид:

$$z = \frac{3 \sum_i i \sum_j z^{ij}}{l(l+1)(2l+1)^2} x + \frac{3 \sum_j j \sum_i z^{ij}}{l(l+1)(2l+1)^2} y + \frac{\sum_j \sum_i z^{ij}}{(2l+1)^2},$$

или, вводя нижеследующие переобозначения:

$$\begin{aligned} \underbrace{l(l+1)(2l+1)^2}_{\gamma'} z - 3 \underbrace{\sum_i i \sum_j z^{ij}}_{\alpha'} x - 3 \underbrace{\sum_j j \sum_i z^{ij}}_{\beta'} y - \\ - l(l+1) \underbrace{\sum_j \sum_i z^{ij}}_D = 0, \end{aligned}$$

$$\gamma' = l(l+1)(2l+1)^2, \quad \alpha' = -3 \sum_i i \sum_j z^{ij},$$

$$\beta' = -3 \sum_j j \sum_i z^{ij}, \quad D = l(l+1) \sum_j \sum_i z^{ij},$$

получим

$$\gamma' z + \alpha' x + \beta' y + D = 0.$$

Уравнение этой плоскости в направляющих косинусах имеет вид

$$\cos \theta_z z + \cos \theta_x x + \cos \theta_y y + p = 0, \quad (5)$$

где

$$\cos \theta_x = \frac{-3 \sum_i i \sum_j z^{ij}}{\sqrt{(\gamma')^2 + (\alpha')^2 + (\beta')^2}},$$

$$\cos \theta_y = \frac{-3 \sum_j j \sum_i z^{ij}}{\sqrt{(\gamma')^2 + (\alpha')^2 + (\beta')^2}},$$

$$\cos \theta_z = \frac{l(l+1)(2l+1)^2}{\sqrt{(\gamma')^2 + (\alpha')^2 + (\beta')^2}},$$

$$p = \frac{l(l+1)}{\sqrt{(\gamma')^2 + (\alpha')^2 + (\beta')^2}}.$$

Фасеточную модель фрагмента будем использовать для решения задачи выделения градиентных участков изображения. Величину градиента изображения в некоторой точке (x_0, y_0) оценим пространственной производной, определяемой как отношение площади ds наклонной плоско-

сти, проведенной через совокупность радиояркостей ансамбля точек, образующих окрестность (x_0, y_0) на квадрате $(2l+1) \times (2l+1)$, к площади основания этого фрагмента $d\Delta$. Для уравнения плоскости в направляющих косинусах (5) имеем следующую оценку градиента:

$$\frac{ds}{d\Delta} = \frac{1}{|\cos \theta_z|} = \left[\left(\frac{3 \sum_i i \sum_j z^{ji}}{j} \right)^2 + \left(\frac{3 \sum_j j \sum_i z^{ji}}{i} \right)^2 + 1 \right]^{1/2}. \quad (6)$$

Полученное оценочное значение градиента отнесем к центральной точке фрагмента с локальными координатами пикселя $i=0, j=0$. Если теперь аналогичным образом «продифференцировать» каждый из фрагментов всего анализируемого изображения, относя к центральному элементу «скользящего» окна $(2l+1) \times (2l+1)$ пикселей значения соответствующих градиентов, то от исходного изображения радиояркостей можно перейти к изображениям градиентов $\{w^{ij}\}$. Введенное определение градиента обладает фильтрующими свойствами, хотя и приводит к дополнительному сглаживанию оцениваемых величин.

2. Решающее правило выделения экстремальных градиентов

Для построения байесова решающего правила обнаружения и выделения экстремальных значений градиентов на полученном градиентном изображении необходимо прежде всего восстановить вероятностные модели ситуации A_1 – градиент и A_0 – не градиент, и оценить их априорные вероятности. Для этого нужно декомпозировать полученную гистограмму распределения градиентов на два распределения, одно из которых – распределение экстремумов градиентов, а второе – распределение остальных не экстремальных градиентов, т. е. надо идентифицировать составляющие компоненты следующей модели:

$$g(x) = P f_0(x) + Q f_1(x), \quad (7)$$

где $f_1(x)$ – распределение экстремумов градиентов; $f_0(x)$ – распределение не экстремальных градиентов; P, Q – априорные вероятности ситуации A_0 и A_1 соответственно, причем $P + Q = 1, x = w$. Возникает задача оптимизации квадратичного критерия качества следующего вида:

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \{ \tilde{f}(x_j) - P f_0(x_j) - Q f_1(x_j) \}^2, \quad (8)$$

где $\tilde{f}(x_j)$ – гистограмма распределения градиентов изображения; θ – вектор неизвестных параметров, состоящий из компоненты P и параметров функций плотности $f_0(x)$ и $f_1(x)$, принадлежащих параметрическому семейству функций. Следует заметить, что задача восстановления компонентов смеси имеет решение лишь в случае ее идентифицируемости. Это трудно формализуемое и проверяемое условие с геометрической точки зрения означает, что $f_0(x)$ и $f_1(x)$ должны иметь ярко выраженные моды. Поэтому доля или мера участков с экстремальными значениями градиентов должна быть достаточно высокой, чтобы функция плотности $f_1(x)$ могла проявить свою форму.

Задача декомпозиции смешивающего распределения, ввиду высокой неопределенности, не всегда имеет реше-

ние. Необходимо привлечь априорные данные о форме составляющих распределений. В связи с этим обратимся к следующему факту математической статистики, связанному с теорией экстремальных значений. Известно, что плотность распределения максимумов n независимых случайных величин в асимптотике растущего числа наблюдений $n \rightarrow \infty$ I типа (распределение максимальных значений Гумбеля [4; 5, с. 137]) имеет следующий вид:

$$f_1(x) = f_1(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma} \exp \left[-\frac{1}{\sigma} (x - \mu) - e^{-(x - \mu)/\sigma} \right], \quad -\infty < x < +\infty, -\infty < \mu < +\infty, \sigma > 0, \quad (9)$$

где μ – параметр (мода) центра распределения; σ – масштаб распределения, причем оценочные матожидание $\hat{\mu}$ и дисперсия $\hat{\sigma}$ связаны с μ и σ следующим образом: $\hat{\mu} = \mu + 0,577 \sigma, \hat{\sigma} = 1,283 \sigma$. В качестве $f_0(x)$ нами было выбрано распределение Джонсона S_B , с параметрами ϵ (нижняя граница x), λ (размах выборки), а η, γ – параметры формы. Так как часть параметров можно оценить по выборочным данным [5], то фактически вектор неизвестных параметров имел лишь три компоненты и $\theta = (P, \eta, \gamma)^T$, где T – знак транспонирования. Задача оптимизации критерия (8) решалась с привлечением адаптивных методов поиска экстремума [6]. После идентификации смеси применим байесово решающее правило проверки двух гипотез: H_1 – градиент и H_0 – не градиент. Это решающее правило выявляет на изображении все участки видеоданных, связанных с наличием границ резких, но размытых перепадов яркостей:

$$u = \arg \max_{\{0,1\}} \{ P f_0(x), Q f_1(x) \}, \quad (10)$$

где u – принимаемое решение или номер принимаемой гипотезы, $u \in \{0,1\}$.

Байесово решающее правило (10) преобразует изображение градиентов в изображение контурных линий, соответствующих экстремальным значениям градиентов.

3. Восстановление ФРТ и замутненных изображений

На предшествующем шаге нам удалось выявить на размытом изображении участки с размытым краем, причем нас будут интересовать, прежде всего, линейные участки изображений. Рассмотрим вопросы, связанные с восстановлением ФРТ по размытому краю [1, 2]. Предположим, что функция рассеяния точки нормирована и

$$\int_{-\infty-\infty}^{\infty} \int_{-\infty-\infty}^{\infty} h(x, y) dx dy = 1. \quad (11)$$

проекция на плоскость $z0x$ ФРТ имеет вид $h_1(x) = \int_{-\infty}^{\infty} h(x, y) dy$,

в то же время в исходном пространстве трех измерений имеем функцию рассеяния линии или щели. Для края полуплоскости распределение интенсивности в направлении, перпендикулярном краю, описывается суммированием функций рассеяния линий, так что получаемая интенсивность имеет следующий вид [7]:

$$I(x) = \int_{-\infty}^x h_1(u) du. \quad (11)$$

Таким образом, если нам известна функция рассеяния края, то $h_f(x) = \frac{dI(x)}{dx}$. Предположим, что ФРТ обладает круговой симметрией (осесимметрична). В этом случае пространственную ФРТ можно восстановить всего лишь по одному сечению – проекции ФРТ на плоскость. Действительно, спектр проекции ФРТ на плоскость, проведенную через ось Oz и под углом θ к оси Ox или (ввиду осевой симметрии ФРТ) на плоскость zOx , имеет вид $G(u) = \int_{-\infty}^{\infty} h_f(x) e^{-iux} dx$. Двумерное преобразование Фурье от ФРТ выражается в виде

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(x, y) \exp \{-i(ux + vy)\} dx dy. \quad (12)$$

Сравнивая F и G , видим, что $G(u) = F(u, v)|_{v=0}$. Откуда следует, что $h_f(x)$ является сечением $h(x, y)$ плоскостью zOx , а ввиду осевой симметрии – произвольным центральным сечением. В этом случае $h(x, y)$ восстанавливается по сечению $h_f(x)$ путем задания радиуса-вектора $r = \sqrt{x^2 + y^2}$, т. е. $h_f(r) = h(r)$. Таким образом, для восстановления ФРТ по реально размытому изображению необходимо оценить функцию размытия края. Затем ее проинтегрировать, получить срез ФРТ.

Анализируя изображение, заметим, что реальные физические объекты, границы которых – ступенчатые функции перепада яркостей, характеризуются некоторой величиной перепада яркостей a , так что если размытие единичной ступеньки дает интенсивность $I(x)$, то размытие ступеньки с контрастом a дает $aI(x)$. В этом случае $\frac{d\{aI(x)\}}{dx} = ah_f(x)$ и коэффициент a каждого обнаруженного

края можно оценить путем нормирования $a = \int_{-\infty}^{\infty} ah_f(x) dx$.

Следующий этап заключается в том, чтобы выявить «срезы» $I(x)$ размытия края, проходящие в точках максимальных значений градиентов и получить некоторый усредненный срез:

$$I_c(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i(x), \quad (13)$$

где N – количество выделенных сечений с большим градиентом.

Вначале построим локальную систему координат для оценивания профиля размытия края, который будем называть срезом. Положим в уравнении плоскости (5) $x = 0$, $y = 0$, тогда $z = -D/\gamma'$ – это «центр» плоскости. Найдем проекцию нормального вектора \mathbf{r} на плоскость zOx , образующую с осью Ox угол ψ . Эта проекция не должна быть нулевой, так как выделяется и рассматривается плоскость с высоким градиентом:

$$\psi = \arccos \frac{\cos \theta_x}{\sin \theta_z},$$

где θ_x , θ_y , θ_z – углы направляющего вектора плоскости к осям Ox , Oy , Oz соответственно. Таким образом, в плоскости

$x'Oy$ перейдем к «развернутой» системе координат и, совместив x' с \mathbf{r} , получим

$$\begin{aligned} x' &= x \cos \psi + y \sin \psi, \\ y' &= -x \sin \psi + y \cos \psi, \end{aligned} \quad (14)$$

где $x' y' z'$ – новая система координат, ассоциированная со срезом.

Чтобы получить распределения яркостей среза, необходимо определить интенсивности размытого изображения по координате Ox' по направлению градиента (14). Для уменьшения ошибки, связанной с наличием шума, следует взять несколько соседних трасс и произвести усреднение на участке Δ (размер носителя ФРТ). После этого сгладить данные сплайном, получить $aI(x)$, а далее провести дифференцирование $\frac{d(aI(x))}{dx} = ah_f(x)$.

4. Пример восстановления изображения с моделируемым замутнением

Для иллюстрации предложенного подхода было выбрано изображение ППЗ, полученное спутником «Ресурс» с разрешением $45 \times 45 \text{ м}^2$ в пикселе. Это изображение с выделенным для анализа фрагментом приведено на рис. 1. Ввиду того, что данные о масштабе и геометрии снимка нами не использовались и не привязывались к конкретным атмосферным условиям, а иллюстрировалась лишь возможность одновременного оценивания и ФРТ и размытого изображения, все размеры, в целях упрощения, приводятся в пикселях или оцифрованных отсчетах данных. Для моделирования замутнения «туманом» использовалась линейная модель свертки изображения с ФРТ в виде суммы двух гауссовых функций плотности с весами $p = 0,1$, $q = 0,9$ и среднеквадратическими отклонениями $\sigma_p = 1,0$, $\sigma_q = 4,0$ соответственно. Замутненный вариант исходного изображения приведен на рис. 2, а проекция на плоскость модельной ФРТ – на рис. 3, 1. Результат обработки замутненного изображения алгоритмом пространственного дифференцирования и выделенными градиентными перепадами радиояркостей представлен на рис. 4. Далее необходимо декомпозировать весь наблюдаемый спектр градиентных перепадов, гистограмма которых изображена на рис. 5, а, на взвешенную сумму двух функций плотности, левая из которых является моделью класса «не градиент» (ситуация A_0) и правая – модель класса «градиент» (ситуация A_1). Распределение градиентов при A_0 , восстановленное с помощью аппроксимации S_B Джонсона, и распределение градиентов при условии A_1 , восстановленное с помощью распределения экстремальных значений Гумбеля, приведены на рис. 5, б. Байесово решающее правило проверки гипотез H_0 и H_1 , построенное на этих распределениях, выделяет экстремальные градиентные перепады яркостей, и тем самым решается задача выявления объектов с резко выделяющимися границами, которые выглядят на снимке размытыми. Если сканировать интенсивности размытого изображения по срезам, ортогональным выделенным линиям контуров экстремальных перепадов яркостей (рис. 6), то можно получить отдельные реализации функции размытия края (11), (13), от которых не-

сложно перейти и к ФРТ. На рис. 3, 2 изображена проекция на плоскость восстановленной ФРТ и на рис. 3, 1 для сравнения приведена ФРТ модели. Эти кривые отличаются по квадратичному критерию качества на 5%. Затем с помощью синтезированной ФРТ методом инверсной фильтрации восстанавливался участок изображения, выделенный на иллюстрируемых изображениях квадратной рамкой. На



Рис. 1. Исходное изображение с выделенным участком для коррекции

рис. 7, а приведен результат восстановления замутненного фрагмента, а на рис. 7, б для сравнения приведено чистое исходное изображение. Отличия размытого и чистого изображений в смысле квадратичного критерия качества составили 10%, в то время как отличия восстановленного и чистого изображений составили 4%. Это убеждает в эффективности предложенного подхода.

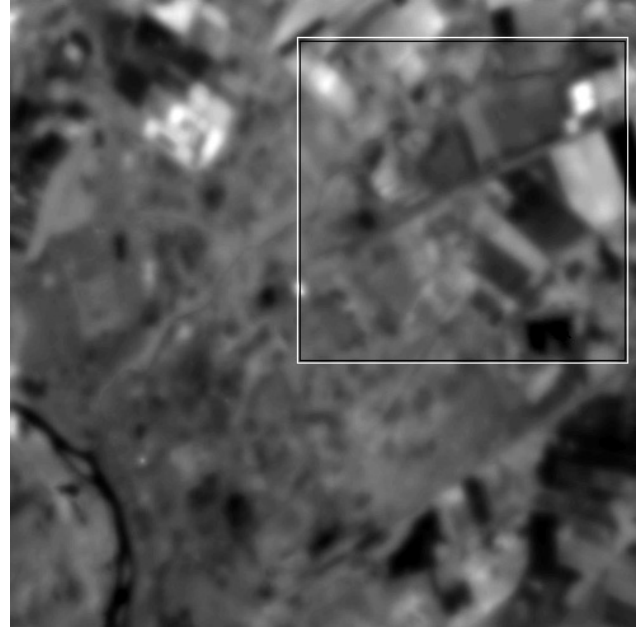


Рис. 2. Моделируемое замутнение с ФРТ в виде взвешенной суммы двух гауссид

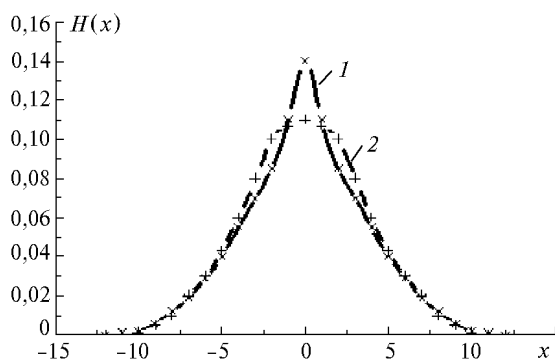


Рис. 3. Проекция на плоскость функций размытия точки, моделирующей замутнение (1) и восстановленной по срезам (2)

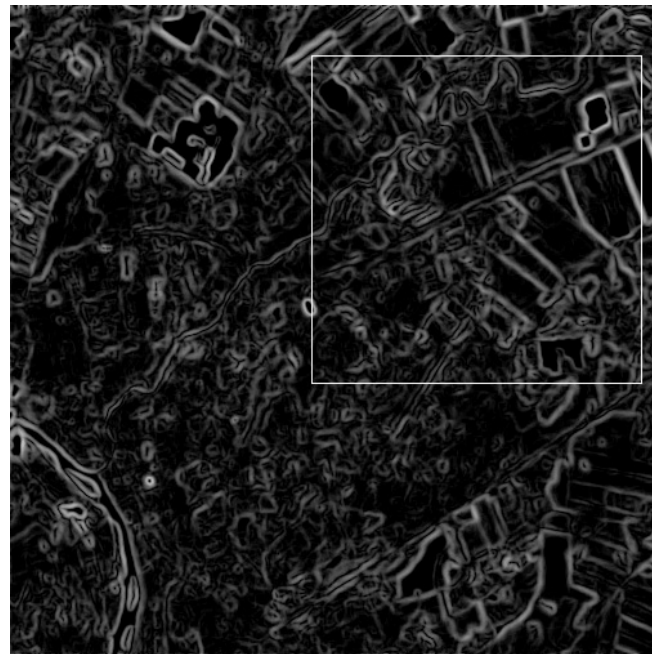


Рис. 4. Градиенты замутненного изображения

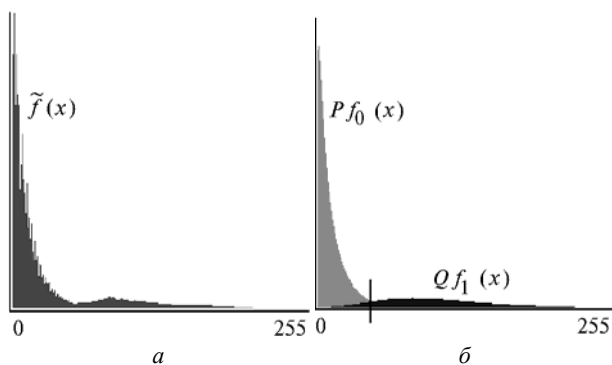


Рис. 5. Гистограмма распределения значений градиентов (a) и восстановленные распределения Джонсона и Гумбеля с весами P, Q (b)

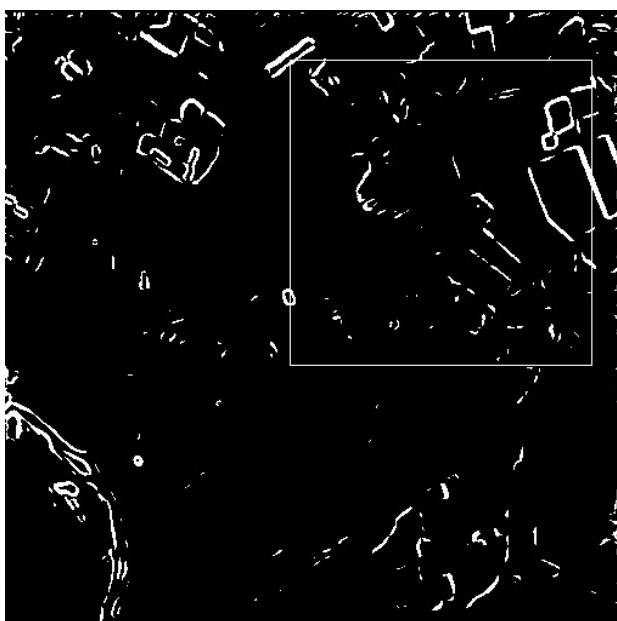


Рис. 6. Выделенные байесовым решающим правилом экстремумы градиентов

K.T. Protasov, V.V. Belov, N.V. Molchunov. Reconstruction of images with preliminary estimation of the point spread function.

An approach is treated to deconvolution of the Earth underlying surface images obtained from satellites under condition of atmospheric distortions. The feature of the approach is that the point spread function (PSF) used in the linear model of the reconstruction, is also unknown and should be estimated first. To do this, we use the same image and the information that the scene under observation includes the objects with contrasts of brightness differences. Stochastic model of degraded parts of the image with high gradient is the Gumbel distribution of extrema. A set of Johnson curves was taken to describe the alternative. The Bayes deciding rule based on these distributions isolates the extremum gradients. Brightness variations of the image «blurred» part in direction of the gradients serve as a basis for reconstructing the PSF. The image itself is reconstructed with the use of standard approach. The illustrations of the PSF identification and the degraded image reconstruction are presented.



Рис. 7. Фрагмент восстановленного изображения инверсией ФРТ (a) и соответствующий фрагмент исходного изображения (b)

Заключение

Предлагаемый подход восстановления замутненных изображений естественно использовать лишь при наличии высокого уровня априорной информации следующего характера. Прежде всего, необходимо локализовать участок однородного замутнения видеоданных, характеризуемых постоянной ФРТ. Кроме того, на этом участке должны быть объекты с резкими, но наблюдаемыми как с размытыми, границами интенсивностей. В принципе, используя данную методику, несложно восстановить ФРТ с плавно меняющимися по пространству характеристиками, но это существенно усложняет этап восстановления изображений.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ (грант № 98-0503194).

1. Белов В.В., Молчунов Н.В., Протасов К.Т. Восстановление космических снимков Земли с использованием картографической информации // Оптика атмосферы и океана. Т. 10. №7. С.800–805.
2. Применение цифровой обработки сигналов / Под ред. Э. Опенгейма: Пер. с англ. М.: Мир, 1980. 552 с.
3. Чочиа П.А. Двухмасштабная модель изображения. Кодирование и обработка изображений. М.: Наука, 1988. 180 с.
4. Гумбель Э. Статистика экстремальных значений. М.: Мир, 1965. 450 с.
5. Г. Хан С., Шапиро С. Статистические модели в инженерных задачах: Пер с англ. М.: Мир, 1969. 396 с.
6. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М.: Наука, 1968. 400 с.
7. Шульман М.Я. Автоматическая фокусировка оптических систем. Л.: Машиностроение, 1990. 224 с.