

Контурно-ограниченное сглаживание, сохраняющее структуру изображения

П. А. Чочиа

Институт проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН, Москва, Россия

Поступила в редколлегию 06.08.2020

Аннотация—Сглаживание изображения, сохраняющее структуру, используется при решении многих задач обработки и анализа видеоинформации. Большинство методов сглаживания основываются на косвенной информации о характеристиках локальной области изображения, например, распределении значений сигнала, и не используют прямых данных о его пространственной структуре. В действительности же критерием для ограничения области сглаживания должно быть не распределение значений сигнала или разница яркостей целевой и окружающих точек, а их принадлежность одной и той же пространственной области изображения. Достаточным критерием связности точек области является отсутствие контурных линий между ними. Предлагаемый подход к сглаживанию основан на предварительном обнаружении яркостных перепадов между областями изображения и последующем контурно-ограниченном сглаживании внутри областей. Вводится понятие “сходства” точек на изображении, на основе которого строится алгоритм сглаживания. Проведены экспериментальные сравнения предлагаемого алгоритма с другими известными алгоритмами сглаживания изображений.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: Сглаживание изображения, контурно-ограниченное сглаживание, сохранение структуры, коэффициент сходства.

1. ВВЕДЕНИЕ

Сглаживание изображения — классическая операция, используемая при решении многих задач обработки и анализа видеоинформации. Ее целью, как правило, является удаление шума и текстуры при сохранении структуры изображения, т.е. содержащихся объектов, их формы, средних яркостей и контурных перепадов. Большинство известных методов и алгоритмов, ориентированных на сглаживание в пределах протяженных объектов, не используют прямые данные о пространственной структуре изображения, несущей информацию о положении и характеристиках контурных перепадов, а ограничиваются косвенной информацией, например, изменением вида распределения значений сигнала. Обычно такой анализ производится в процессе работы алгоритма сглаживания и по тем же самым данным, сглаживание которых осуществляется.

Задача сглаживания изображения при сохранении структуры близка проблеме сегментации и существенно связана с вопросом проведения границ между областями на изображении. В известном смысле задачи сегментации и проведения контурных линий дуальны друг другу, из чего следует, что решать одну из них можно через решение другой. Если не требовать строгого выполнения топологических условий, как-то: замкнутости, минимальной толщины и прочих, то обнаружение контурных перепадов на изображении в большинстве случаев не вызывает затруднений. Как показано ниже, такая информация весьма полезна при решении задачи сглаживания, сохраняющего структуру изображения.

2. МЕТОДЫ СГЛАЖИВАНИЯ, СОХРАНЯЮЩИЕ СТРУКТУРУ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Методы фильтрации и сглаживания — один из наиболее исследованных базовых разделов теории обработки сигналов и изображений, который принято делить на два больших класса по способу реализации: частотные и пространственные методы. Частотные методы обычно являются глобальными и поэтому почти не в состоянии учитывать структуру конкретного изображения. Пространственные же методы фильтрации наоборот, чаще строятся по локальной схеме, когда при обработке каждой из точек сигнала в анализе участвует лишь некоторый его фрагмент, ограниченный окном анализа, и пространственно связанный с целевой точкой.

Для пространственных методов сглаживания характерна следующая схема: задается фрагмент, окружающий целевую точку (его размеры могут быть достаточно велики), в нем выбирается интересующее *множество усреднения*, на основе которого определяется значения сглаженного сигнала. В большинстве известных алгоритмов окно анализа задается пространственными ограничениями, а выбор множества усреднения внутри окна производится по значениям сигнала, причем условия связности на данное множество обычно не накладываются.

Чтобы говорить о сохранении *структуры* изображения, необходимо сформулировать, что следует понимать под этим термином. В последнее время во многих публикациях изображение рассматривается как сумма *структурной* и *текстурной* составляющих. Формального определения данным понятиям не дается, лишь предполагается, что структура содержит основную яркостную и контурную информацию, а текстура — разностную информацию. Это повторяет давно известный подход [1], согласно которому сглаживание изображения трактуется как удаление текстурной составляющей [2–5], а улучшение изображения — как усиление текстуры [2, 6]. Такая интерпретация, по сути, совпадает с предложенной достаточно давно моделью изображения [7], согласно которой получаемый сигнал описывается формулой

$$f(z) = s(z) + t(z) + \xi(z), \quad (1)$$

представляющей изображение $f(z)$ в пространстве координат $z \in Z \subset \mathbb{R}^2$ (для простоты здесь и далее опустим индексацию по двум координатам) в виде аддитивной смеси кусочно-гладкой $s(z)$, текстурной $t(z)$ и шумовой $\xi(z)$ компонент. Первая из них задает значения протяженных объектов изображения и контурные перепады между ними, а остальные несут информацию о текстуре, мелких деталях и шуме. Таким образом, задачу сглаживания сигнала $f(z)$ можно переформулировать как задачу разделения смеси (1) на компоненты $s(z)$ и $t(z) + \xi(z)$ [11].

Формула (1) представления сигнала типична для задач классификации, использующих статистические модели. Во многих случаях они решаются на основе распределения значений элементов по области анализа, для вычисления которого имеются быстрые алгоритмы. Важным шагом на пути решения задачи сглаживания изображения было появление сигма-фильтра Ли [8, 9]:

$$s(x) = \int_Z f(z)P(x-z)U(f(x)-f(z))dz \Big/ \int_Z P(x-z)U(f(x)-f(z))dz. \quad (2)$$

Здесь $f(z)$ — значение сигнала в точке z , $P(d)$ и $U(b)$ — пространственное и яркостное окна анализа: $P(d) = 1$, если $|d| \leq \delta$, и $P(d) = 0$ иначе; $U(b) = 1$, если $|b| \leq \sigma$, и $U(b) = 0$ иначе; 2δ и 2σ — размеры окон анализа в пространственной области и в области значений соответственно.

Развитием сигма-фильтра являлся алгоритм декомпозиции изображения [10–12] согласно модели (1) на компоненты $s(z)$ и $t(z) + \xi(z)$. Он отличается тем, что в нем используются пространственные и яркостные окна анализа нескольких масштабов, а также имеется возможность отнесения деталей изображения, в зависимости от их размеров, к кусочно-гладкой (структурной) или текстурно-шумовой компоненте.

Предложенный позже алгоритм билатеральной фильтрации [13, 14], по сути, также был развитием сигма-фильтра (2). Его существенное отличие лишь в том, что функции окон анализа $P(d)$ и $U(b)$ не являются бинарными, а имеют весовые коэффициенты из всего диапазона значений $[0, 1]$. Как правило, точкам области анализа присваиваются веса тем меньшие, чем дальше они отстоят от целевой точки, как в пространственном, так и в яркостном измерении. Чаще всего для этого применяют Гауссовы функции:

$$P(x - z) = \exp\{-\|x - z\|^2 / 2\delta^2\}, \quad U(f(x) - f(z)) = \exp\{-\|f(x) - f(z)\|^2 / 2\sigma^2\}. \quad (3)$$

Для билатерального фильтра с Гауссовыми функциями точного быстрого алгоритма не существует, но известны некоторые приближения для функции окна, позволяющие ускорить вычисления, например [14, 15].

По выбору множества усреднения, ближе всего к предлагаемому в настоящей работе подходу стоят методы сглаживания по геодезическим линиям [16–19], заключающиеся в следующем. Сглаживаемый сигнал $f(z)$ рассматривается как поверхность на двумерной области задания Z . Для каждого $z \in Z$ из окна анализа, на поверхности $f(z)$ отыскивается геодезическая линия $G(x, z)$ из целевой точки x , длина которой $L(G(x, z))$ минимальна. Для задания веса точек при суммировании выбирают функцию $\psi(t)$, $t \geq 0$ быстро убывающую при возрастании t , например, $\psi(t) = \exp\{-kt\}$. Сглаживающий фильтр тогда будет выглядеть:

$$s(x) = \int_Z f(z)\psi(L(G(x, z)))dz / \int_Z \psi(L(G(x, z)))dz. \quad (4)$$

Основная сложность методов, основанных на геодезических, состоит в отыскании таковых для каждой из возможных пар точек. Наличие шума также существенно затрудняет решение задачи на оптимум. Для бинарных изображений, когда $f(z) \in \{0, 1\}$, геодезическая линия совпадает с кратчайшей “резиновой нитью”, огибающей объекты противоположного знака [16]. Но для полутоновых изображений задача осложняется необходимостью сочетания расстояний в пространственной области и в области яркостей. В [17] предложен паллиативный подход, предполагающий предварительное обнаружение масок объектов и частично сводящий задачу к бинарному случаю. В [19] длина проекции геодезической на координатную плоскость просто суммируется с вариацией яркостей вдоль нее без какого-то обоснования их соотношения.

Из других методов сглаживания, ориентированных на сохранение контурных перепадов, отметим алгоритм сдвига среднего значения [20, 21], основанный на Парзеневском сглаживании [22] и использующий итеративную схему вычисления. Также интересным представляется подход [6], в котором отыскивается преобразование, сокращающее размерность пространства данных, но сохраняющее расстояния между признаками деталей изображения. В [23] для ограничения диапазона сглаживания предлагается использовать контуры для построения бинарных индикаторных функций.

3. ПОДХОД К ВОПРОСУ КОНТУРНО-ОГРАНИЧЕННОГО СГЛАЖИВАНИЯ

Основную проблему сглаживания с сохранением границ объектов можно сформулировать как выбор того множества точек, по которым собственно и будет производиться усреднение. Согласно модели изображения [7, 12], такое множество должно быть пространственно лимитировано границами области, содержащей целевую точку [11]. В наиболее известных методах (сигма-фильтр, декомпозиция, билатеральный фильтр, и др.) пространственные ограничения области, по сути, подменяются ограничениями в области значений. Однако на самом деле критерием для ограничения области усреднения должна быть не разница в значениях целевой точки и ее окружения, а принадлежность этих точек одной и той же связной области изображения, как это следует из указанной модели.

Для решения вопроса о принадлежности точек одной области необходимо выбрать некоторый параметр их “связности”, для чего ниже будет введен показатель *сходства* пары точек. Критерием оценки должно являться наличие или отсутствие между точками контурных перепадов. Общая величина таких перепадов позволит оценить степень взаимосвязи точек.

В связи со сказанным предлагается новый подход к решению задачи сглаживания, в котором *область усреднения* ограничивается контурными линиями (границами) между областями изображения. При этом на границы не накладываются формальные требования в виде их топологической корректности, непрерывности, замкнутости, и пр. В качестве такого разбиения предлагается использовать *карту контурных перепадов*, несущую информацию о яркостных различиях соседних областей, и которая может быть сформирована как по самому сглаживаемому изображению при помощи градиентных или аналогичных операторов, так и иным образом. Нахождение контурных перепадов не означает сегментации, т.е. разбиения изображения на структурно содержательные объекты. Также на контурные линии не накладываются условия замкнутости или элементарной толщины.

Формирование контурных линий — самостоятельная и классическая задача [24–26], которая является промежуточным шагом во многих алгоритмах анализа и распознавания изображений, таких как обнаружение объектов, классификация, сегментация, и других [27–29]. Оптимального варианта для всех возможных случаев не существует, поскольку ее решение зависит от вида исходных данных, конкретных приложений, уровня возможных помех и т.д. Тем более что в ряде случаев эта задача может решаться с привлечением сопутствующих данных, а не только на основе анализа самого сглаживаемого изображения.

4. КОЭФФИЦИЕНТ СХОДСТВА

Будем рассматривать изображение $f(z)$ как поверхность в двумерном пространстве координат $\{z_v, z_h\} \equiv \{z\}$ с градиентом $\mathbf{g}(z)$ в точке z , который служит показателем принадлежности точки z контурному перепаду или внутренней части объекта. Характеристиками градиента являются амплитуда $g(z) \geq 0$ и направление $\varphi(z)$ вектора [24]:

$$g(z) = ((g_v(z))^2 + (g_h(z))^2)^{1/2}, \quad \varphi(z) = \arctg\{g_v(z)/g_h(z)\}. \quad (5)$$

Здесь $g_v(z)$ и $g_h(z)$ — градиенты в точке z в вертикальном и горизонтальном направлениях.

Для построения алгоритма сглаживания, сохраняющего структуру изображения, введем характеристику “сходства” точек, определяемую близостью их значений и наличием контурных перепадов между ними. Определим *коэффициент сходства* пары точек x и y , опосредованный к отрезку $[x, y]$, их соединяющему, как значение $A[x, y]$, ($0 \leq A \leq 1$), зависящее от градиентов функции $f(z)$ на отрезке $z \in [x, y]$, которое должно быть максимальным при $f(z) = \text{const}$. Численное значение коэффициента сходства $A[x, y]$ зададим как произведение отдельных коэффициентов сходств a_n , ($0 \leq a_n \leq 1$), на последовательных n участках отрезка $[x, y]$:

$$A[x, y] = a_1 \cdot a_2 \cdot \dots \cdot a_N. \quad (6)$$

Коэффициент сходства $A[x, y]$ по смыслу соответствует коэффициенту пропускания среды на участке $[x, y]$, а зависимость (6) совпадает с законом Бугера-Ламберта-Бера ослабления света при его прохождении в поглощающей среде. В дискретном пространстве можно говорить о *коэффициенте сходства в точке* $a(z)$, который удовлетворяет соотношению:

$$A[x, z] = a(z)A[x, z - 1], \quad z \in [x, y]. \quad (7)$$

Рассматривая функцию $f(z)$, $z \in [x, y]$, как сечение изображения на отрезке $[x, y]$, и предполагая выполнение необходимых условий непрерывности и гладкости, естественно полагать, что

коэффициент сходства $a(z)$ должен убывать при возрастании модуля градиента $g(z) = |f'(z)|$ в точке. В качестве простой модели для $a(z)$ выберем следующую:

$$a(z) = 1 - g(z)/g_{Max}, \quad z \in [x, y], \quad (8)$$

где g_{Max} — максимально допустимый уровень для значений градиента $g(z)$.

Таким образом, вычислив значения $a(z)$ в каждой точке z изображения, легко находится коэффициент сходства $A[x, y]$ в (6) для любого отрезка $[x, y]$. Отметим также, что $A[x, y]$ — коммутативная функция, т.е. $A[x, y] = A[y, x]$. Согласно принятой модели (6)–(8), очевидна важность структуры градиентов $g(z)$ на изображении, на базе которой и формируется множество коэффициентов сходства $A[x, y]$.

5. СГЛАЖИВАНИЕ НА ОСНОВЕ КОЭФФИЦИЕНТА СХОДСТВА

Задача сглаживания ставится как нахождение значения кусочно-гладкой компоненты $s(z)$ в (1). При этом для точки изображения, в момент анализа являющейся целевой и обозначаемой через 0, осуществляется локальный анализ по окружающему ее фрагменту Ω задаваемой формы. Точку 0 будем называть *центральной* или *целевой точкой* фрагмента анализа.

Для снижения влияния удаленных точек введем весовую функцию $q(d) = q(d(0, z))$, $z \in \Omega$, где $d = d(0, z)$ — расстояние от точки 0 до точки z , причем $q(d_1) > q(d_2)$, если $d_1 < d_2$. В качестве таковой удобно взять Гауссову функцию: $q(d) = \exp\{-d^2/2\delta^2\}$. По отношению к центральной точке, весовой коэффициент точки $z \in \Omega$ зададим как произведение коэффициента сходства и весовой функции:

$$w(z) = A(0, z)q(d(0, z)). \quad (9)$$

Значение $f(z)w(z)dz$ составит тем самым вклад окрестности dz точки z в общую сумму.

Суммарный вес элементов фрагмента Ω , окружающего центральную точку, равен

$$W(\Omega) = \int_{\Omega} w(z)dz. \quad (10)$$

Тогда результирующее сглаженное значение $s(0)$, записываемое в точку 0, вычисляется как:

$$s(0) = \int_{\Omega} f(z)w(z)dz / W(\Omega). \quad (11)$$

В дискретном представлении формула (9) остается той же, с учетом, что z — положение элемента внутри фрагмента анализа Ω . Формулы (10) и (11) переписываются очевидным образом: суммарный вес используемых элементов фрагмента:

$$W(\Omega) = \sum_{z \in \Omega} w(z); \quad (12)$$

а сглаженное значение, записываемое в целевую точку (0), равно:

$$s(0) = \sum_{z \in \Omega} f(z)w(z) / W(\Omega). \quad (13)$$

6. ВЫЧИСЛЕНИЕ КОЭФФИЦИЕНТА СХОДСТВА

Согласно (6)–(8), для вычисления коэффициентов сходства $a(z)$ и $A[x, y]$ используется градиентная функция $\mathbf{g}(z)$, по сути, являющаяся *управляющим сигналом* в алгоритме сглаживания (9)–(13). Карта модуля градиентов $|g(z)|$ типичного изображения (Рис. 5а) показана на Рис. 1а, а график плотности вероятности $P\{|g|\}$ — на Рис. 1б. Согласно модели изображения [7], $P\{|g|\}$ отражает сумму двух множеств. Пик в области малых значений g соответствует внутренним точкам областей изображения и порождается смесью $t(z) + \xi(z)$ в (1), т.е. теми составляющими, которые при сглаживании требуется подавить. Длинный “хвост” в области больших значений g соответствует градиентам $g_C(z)$ на контурных перепадах; данное слагаемое необходимо сохранить.

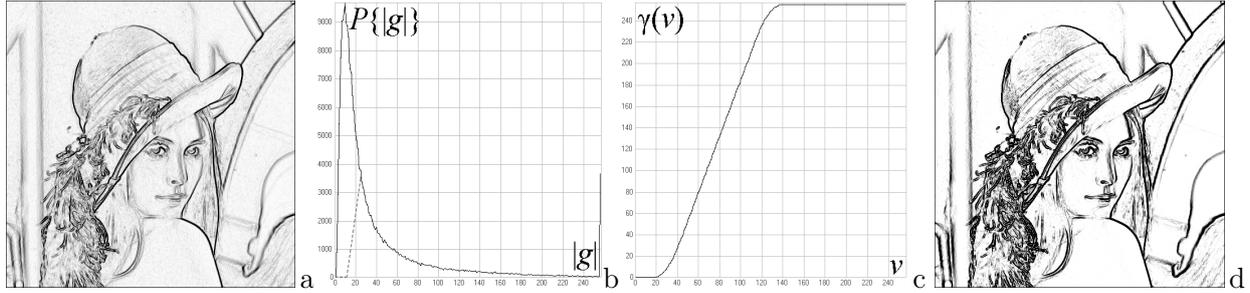


Рис. 1. а) карта модуля градиентов $|g(z)|$ изображения “Lenna” (Рис. 5а); б) распределение вероятностей $P\{|g|\}$ и вид графика после отсечения (пунктир); в) сформированная функция коррекции $\gamma(v)$ (15); д) скорректированная карта градиентов $g(z)$.

Выделить нужную часть $P\{|g_C(z)|\}$ можно “отсечением” части распределения, отражающей точки с малым градиентом. Для этого построим градационное преобразование $\gamma(v)$ при помощи следующих операций. Найдем точку максимума $P\{|g|\}$, которую обозначим v_{Max} . Полагая, что для компонентов $t(z) + \xi(z)$ распределение модуля градиентов близко к симметричному, за правый его край примем точку $(2v_{\text{Max}} + \varepsilon)$. Значения $P\{|g|\}$ на отрезке $[0, v_{\text{Max}}]$ обнуляются, а в диапазоне $[v_{\text{Max}}, 2v_{\text{Max}} + \varepsilon]$ заменяются линейно возрастающими от 0 до $P\{2v_{\text{Max}} + \varepsilon\}$ (показаны серой пунктирной линией на Рис. 1б). По полученному приближенному графику плотности вероятности строится функция распределения модуля градиента контурной компоненты $F_C\{x\} = P\{|g_C| < x\}$.

Для определения диапазона коррекции $[v_L, v_R]$ априори задаются значения нижней (M_{Bot}) и верхней (M_{Top}) границ диапазона распределения (мы использовали $M_{\text{Bot}} = 0, 2$ и $M_{\text{Top}} = 0, 9$) и по функции распределения $F_C\{x\}$ находятся значения v_L и v_R :

$$v_L = F_C\{M_{\text{Bot}}\} \quad \text{и} \quad v_R = F_C\{M_{\text{Top}}\}. \quad (14)$$

На основе v_L и v_R , строится функция градационного преобразования $\gamma(v)$:

$$\gamma(v) = 0 \text{ при } v < v_L, \quad \gamma(v) = v_{\text{Max}} \text{ при } v > v_R, \quad \text{и} \quad \gamma(v) = v_{\text{Max}}(v - v_L)/(v_R - v_L) \text{ иначе.} \quad (15)$$

Функция $\gamma(v)$ после дополнительного сглаживания вблизи точек излома показана на Рис. 1с; она используется для градационного преобразования карты градиентов:

$$g_R(z) = \gamma(g(z)). \quad (16)$$

Результат такого преобразования карты градиентов показан на Рис. 1д.

Считая, что значения $g_R(z)$ находятся в диапазоне $[0, 1]$, коэффициент сходства (8) в точке z вычисляется как

$$a(z) = 1 - g_R(z). \quad (17)$$

Зная $a(z)$ для всех $z \in Z$, по формуле (6) находятся значения $A[x, y]$ для требуемых отрезков $[x, y]$, а сглаженное значение $s(0)$ в каждой целевой точке 0 вычисляется согласно формулам (7) и (9)–(13).

7. ОСОБЕННОСТИ ПОСТРОЕНИЯ АЛГОРИТМА СГЛАЖИВАНИЯ

Построить схему скользящего пересчета значений в формулах (9)–(13) при переходе от одного элемента сглаживания к другому не удастся, поскольку при сдвиге фрагмента анализа Ω меняются схемы межэлементных связей, а значит, меняются и коэффициенты сходства. Тем не менее, алгоритм сглаживания имеет некоторые особенности, которые можно использовать для повышения общей скорости обработки данных.

1. Весовая функция $q(d(0, z))$ в (9) одинакова по всему изображению, при условии, что точка z занимает одно и то же положение относительно целевой точки 0 . Следовательно, ее значения для всех $z \in \Omega$ можно вычислить заранее. Мы использовали гауссову функцию $q(d(0, z)) = \exp\{-d^2/2\delta^2\}$ с $\delta = D/3$, где D — размер фрагмента сглаживания.

2. Вычисление коэффициента сходства $A(0, z_i)$ для каждого $z_i \in \Omega$ предполагает проведение *кратчайшего пути* по элементам фрагмента от точки 0 до точки z_i и перемножение коэффициентов $a(z)$ на этом пути. Чтобы избежать повторения вычислений, заранее формируется оптимизирующая структура индексов элементов $z_i \in \Omega$. Для этого:

- а) для каждого $z_i \in \Omega$ вычисляется расстояние $d(0, z_i)$ до центрального (нулевого) элемента;
- б) для каждого $z_i \in \Omega$ находится ближайший (из 8-соседей) элемент с наименьшим значением d , при этом создаются цепочки связей от наиболее удаленных элементов к центральному (0);
- в) строится структура индексов набора элементов $z_i \in \Omega$, в которой значения $d(0, z_i)$ сортируются в порядке возрастания; соответствующим образом корректируются связи элементов z_i .

В результате формируется структура, прямой проход по которой соответствует спиральной развертке точек фрагмента Ω с постепенным увеличением их расстояния d от центра. При этом для вычисления $A(0, z_i)$ по формуле (6) для каждого $z_i \in \Omega$, достаточно знать лишь значения и веса самой точки и ближайшей к ней в направлении центра. Такая последовательность фиксирована и определяется один раз при задании размера фрагмента. Это позволяет за одно действие вычислять коэффициент $w(z_i)$ для элемента z_i , зная значение $w(z_j)$ для ближайшего элемента z_j , не повторяя при этом вычислений для внутренних элементов отрезка $[0, z_j]$.

Дополнительным фактором возможного ускорения может быть формирование *веерной* зависимости далеко отстоящих точек фрагмента от точки в вершине веера. Если весовой вклад $A(0, z_i)q(d(0, z_i))$ точки z_i в вершине веера уже достаточно мал (скажем, менее 1–2%), то все точки веера можно отбросить и не суммировать, что также сократит объем вычислений.

Следует отметить, что в алгоритмическом отношении вычисление коэффициента связности вдоль прямой линии, соединяющей пару точек, существенно проще отыскания геодезической линии между точками, что требуется в работах [16–19].

8. ДОПОЛНИТЕЛЬНЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ АЛГОРИТМА И РЕКОМЕНДАЦИИ

Предложенный алгоритм дает дополнительные возможности для обработки многозональных изображений, у которых статистические характеристики по каналам заметно различаются. Поскольку этапы диагностики (6)–(8) и сглаживания (9)–(11) разделены, то диагностику, т.е. вычисление коэффициента сходства $A(0, z)$, можно проводить по любому желаемому сочетанию каналов цветного или мультиспектрального изображения, или даже на основе иных данных, содержательно связанных с обрабатываемым изображением. Получаемый коэффициент $A(0, z)$ затем применим ко всей совокупности каналов изображения.

Также возможно преобразование компонент цветного изображения в другое цветовое пространство (например, из RGB в пространство HSI , Lab или иное), получение контурной картины по одной (чаще — яркостной) составляющей, независимое сглаживание каждой из компонент и обратное преобразование в RGB . Поскольку характеристики каналов цветного или мультиспектрального изображения заметно различаются, то при использовании многих известных алгоритмов сглаживания также должны изменяться и параметры сглаживания от канала к каналу. Предлагаемый же подход позволяет этого избежать. Еще один возможный вариант — применение к анализируемому изображению контурных перепадов, обнаруженных независимыми способами, например, по совмещенному с ним другому изображению, или более того, по карте.

Заметим, что при нахождении коэффициента сходства $a(z)$ в (8) хотелось бы вычислять значение градиента $g(z)$ по сигналу без шума и текстуры, т.е. лишь по компоненте $s(z)$ в (1), которая, собственно, и является конечной целью. Поскольку заранее ее значения недоступны, то в случае высокого уровня шума можно рекомендовать применение нескольких итераций, состоящих из последовательных операций диагностики и сглаживания.

9. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Для сравнения качества алгоритмов сглаживания, сохраняющих контурные перепады, был сформирован тестовый сигнал (Рис. 2а), содержащий три горизонтальные полосы с постоянными или линейно меняющимися значениями яркости, в центре которых имеется вертикальный перепад. Профили яркости для каждой из полос показаны белыми графиками поверх каждой из них. Затем сигнал был искажен аддитивным Гауссовым шумом с $\sigma = 20$ градаций (Рис. 2б).

Защумленный сигнал сглаживался разными алгоритмами с приблизительно равнозначными параметрами: размер пространственного окна анализа 11×11 элементов ($\delta \approx 6$) и размер яркостного диапазона $2\sigma = 40$ градаций яркости. Каждый из фильтров представлен парой изображений: первое — результат одной, а второе — трех итераций. Алгоритмы и параметры фильтраций следующие: изображения (с,d) — сигма-фильтр [8] с $\sigma = 20$; (e,f) — билатеральный фильтр [13] с $\delta = 6$, $\sigma = 20$; (g,h) — алгоритм декомпозиции [10]; (i,j) — геодезический фильтр [19] (программа предоставлена авторами) с $\delta = 6$, $\sigma = 20$; (k,l) — алгоритм контурно-ограниченного сглаживания (13).

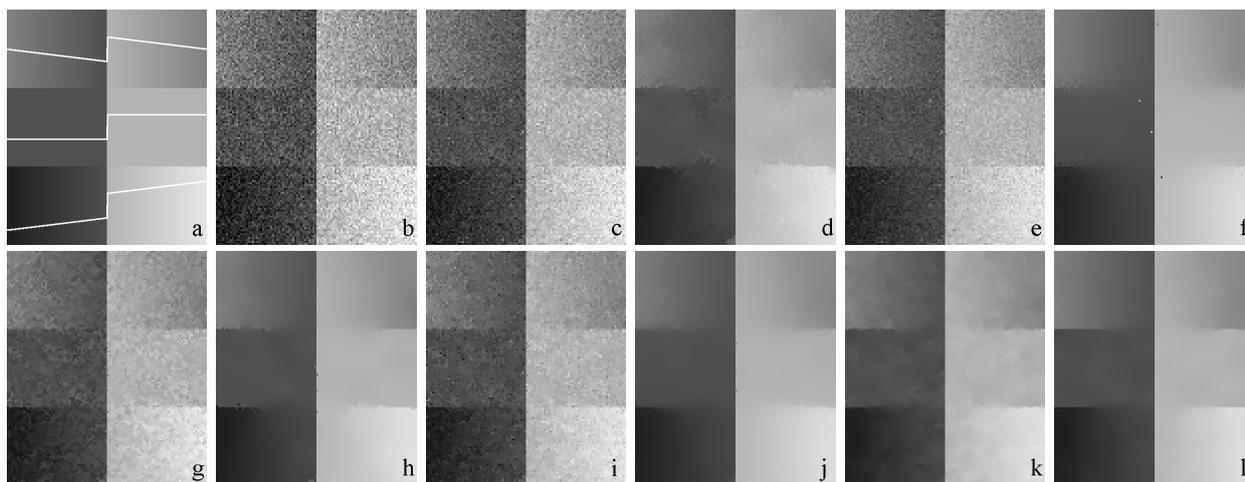


Рис. 2. Сигналы: а) исходный с профилями полос; б) нанесение Гауссова шума ($\sigma = 20$ градаций).

Результаты фильтрации (1 и 3 итерации): с-d) сигма-фильтр Lee; e-f) билатеральный фильтр; g-h) алгоритм декомпозиции; i-j) геодезический фильтр; k-l) контурно-ограниченное сглаживание.

Визуальное сравнение результатов сглаживания показывает, что почти всем алгоритмам (кроме контурно-ограниченного) одной итерации совершенно недостаточно для подавления такого сильного шума. Три итерации почти всегда (кроме сигма-фильтра с неудовлетворительным результатом) показывают приемлемое сглаживание протяженных областей, но контурные границы в случаях *f*, *h* и *j* заметно искажены и размыты.

В Табл. 1 приведены числовые показатели остаточных искажений, измеренные по разности исходного неискаженного (Рис. 2а) и зашумленных фильтрованных (Рис. 2с–2l) сигналов алгоритмами сглаживания после первой и третьей итераций. Использовались следующие способы измерения: среднеквадратическое отклонение (СКО), двумерная вариация Тонелли [30–32] и первая вариация (W_1) Кронрода [32, 33]. Цифры подтверждают, что известные фильтры недостаточно хорошо подавляют шум в случае одной итерации: наихудшие показатели у сигма-фильтра и билатерального фильтра; алгоритм декомпозиции и геодезический фильтр имеют по сравнению с ними вдвое лучшие показатели. Заметно более высокие характеристики у контурно-ограниченного сглаживания. Хорошо видно, что три итерации позволяют значительно повысить результаты сглаживания, но качественные соотношения между фильтрами изменились мало. Как видно, предлагаемый алгоритм контурно-ограниченного сглаживания (13) демонстрирует показатели, существенно лучшие по сравнению с остальными фильтрами.

Табл. 1. Оценки уровня шума сигнала на Рис. 2 (Гауссов шум $\sigma = 20$ градаций).

Метод сглаживания и номер изображения на Рис. 2:	1 итерация			3 итерации		
	СКО	Тонелли	Кронрод	СКО	Тонелли	Кронрод
Исходное изображение с шумом (b)	19,88	11641	386,3	—	—	—
Сигма-фильтр (c,d)	11,16	8642	289,3	3,74	896	23,09
Билатеральный фильтр (e,f)	11,50	6526	216,9	4,72	457	7,83
Декомпозиция (g,h)	9,29	4220	111,0	3,10	298	4,23
Геодезический фильтр (i,j)	9,34	4077	107,8	3,59	302	2,24
Контурно-огранич. сглаживание (k,l)	3,38	601	6,87	2,27	203	0,96

Ниже на Рис. 3, 4 и 5 приведены примеры сглаживания изображений алгоритмом контурно-ограниченного сглаживания (13) с одной итерацией. Варианты: “а” — исходные изображения размерами 512×512 элементов; “б” — сглаживание с размером окна анализа 11×11 элементов, “с” — увеличенные фрагменты сглаженных изображений.

Для вычисления $g(z)$ в (5) нами был использован хорошо известный градиентный оператор Робертса [24]. Эксперименты по сравнению с другими известными операторами показали, что проведение непрерывных контурных границ минимальной толщины не является критичным для решения нашей задачи, и результат сглаживания слабо зависит от выбора алгоритма обнаружения контурных перепадов.

Кроме того проводились эксперименты по сглаживанию цветных и многоканальных изображений, также показавшие хорошие результаты. При этом карты градиентов и коэффициентов сходства $a(z)$ (17) определялись на основе анализа линейных комбинаций каналов, а получаемые значения $a(z)$ и удельных весовых коэффициентов $w(z)$ в (9) и $W(\Omega)$ в (10) были одинаковыми для всех каналов. Для цветного (RGB) изображения комбинация каналов вычислялась по обычной формуле для значений яркости Y [34]: $Y = 0,299R + 0,587G + 0,114B$.

10. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В отличие от большинства методов сглаживания, в которых для ограничения множества усреднения используется разница значений сигнала, в нашем случае для пары точек вводится коэффициент сходства, зависящий лишь от наличия и величины контурных перепадов между

точками. На основе понятия коэффициента сходства и способа его вычисления разработан новый алгоритм контурно-ограниченного сглаживания изображений, сохраняющий структуру сигнала.

Показано, что по сравнению с другими известными алгоритмами сглаживания, эффективность предложенного алгоритма наивысшая. Результаты продемонстрированы на тестовых и реальных данных. Разработанный алгоритм применим к изображениям с любым числом каналов — монохромным, цветным, мультиспектральным.



Рис. 3. а) исходное изображение “Girl”; б) сглаживание; в) фрагмент сглаженного изображения.



Рис. 4. а) исходное изображение “Кремль”; б) сглаживание; в) фрагмент сглаженного изображения.



Рис. 5. а) исходное изображение “Lena”; б) сглаживание; в) фрагмент сглаженного изображения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Nishikawa S. Massa R. J., Mott-Smith J. C. Area Properties of Television Pictures // IEEE Trans., 1965, vol. IT-11, no. 3, pp. 348–352.
2. Karacan L., Erdemy E., Erdem A. Structure-Preserving Image Smoothing via Region Covariances // ACM Transactions on Graphics, 2013, vol. 32, no. 6, pp. 176:1–176:11.
3. Al-nasrawi M., Deng G., Thai B. Edge-aware smoothing through adaptive interpolation // Signal, Image and Video Processing, 2018, vol. 12, pp. 347–354.
4. Jeon J., Lee H., Kang H., Lee S. Scale-aware Structure-Preserving Texture Filtering // Computer Graphics Forum, Eurographics Association & John Wiley, Chichester: GBR, 2016, vol. 35, no. 7, pp. 77–86.
5. Xu L., Yan Q., Xia Y., Jia J. Structure extraction from texture via relative total variation // ACM Transactions on Graphics (TOG), 2012, vol. 31, no. 6, pp. 139:1–139:10.
6. Gastal E. S. L., Oliveira M. M. Domain transform for edge-aware image and video processing // Proceedings of SIGGRAPH 2011, ACM Trans. Graph., 2011, vol. 30, no. 4, pp. 69:1–69:12.
7. Чочиа П. А. Двухмасштабная модель изображения // *Кодирование и обработка изображений*. М.: Наука, 1988, С. 69–87.
8. Lee J.-S. Digital Image Smoothing and the Sigma Filter // Computer Vision, Graphics, Image Processing, 1983, vol. 24, no. 2, pp. 255–269.
9. Mastin G. A. Adaptive Filters for Digital Image Noise Smoothing: An Evaluation // Computer Vision, Graphics, Image Processing, 1985, vol. 31, no. 1, pp. 103–121.
10. Chochia P.A. Image Enhancement Using Sliding Histograms // Computer Vision, Graphics, and Image Processing. 1988, vol. 44, no. 2, pp. 211–229.
11. Чочиа П. А. Сглаживание изображения при сохранении контуров // *Кодирование и обработка изображений*. М.: Наука, 1988, С. 87–98.
12. Чочиа П. А. *Методы обработки видеoinформации на основе двухмасштабной модели изображения*. Saarbrucken: LAP Lambert Academic Publishing, 2017. 308 с.
13. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images // *Proc. IEEE 6th Int. Conf. on Computer Vision*. – Bombay, India, Jan. 4–7, IEEE, 1998, pp. 839–846.
14. Durand F., Dorsey J. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images // ACM Trans. Graph., 2002, vol. 21, no. 3, pp. 257–266.
15. Paris S., Durand F. A Fast Approximation of the Bilateral Filter Using a Signal Processing Approach // *Computer Vision. Lecture Notes in Computer Science, vol. 3954*. Berlin–Heidelberg: Springer, 2006, pp. 568–580.
16. Lantuéjoul C., Maisonneuve F. Geodesic methods in quantitative image analysis // Pattern Recognition, 1984, vol. 17, no. 2, pp. 177–187.
17. Criminisi A., Sharp T., Blake A. Geos: Geodesic image segmentation // Computer Vision – ECCV 2008, Springer, 2008, pp. 99–112.
18. Grazzini J., Soille V. Image Filtering Based on Locally Estimated Geodesic Functions // VISIGRAPP 2008, CCIS, vol. 24, 2009, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, pp. 123–134.
19. Mozerov M., van de Weijer J. Improved recursive geodesic distance computation for edge preserving filter // IEEE Trans. Image Processing, 2017, vol. 26, no. 8, pp. 3696–3706.
20. Comaniciu D., Meer P. Mean shift analysis and applications // *Proc. Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*. 1999, vol. 2, Kerkyra: Greece, pp. 1197–1203.
21. Paris S. Edge-Preserving Smoothing and Mean-Shift Segmentation of Video Streams // Computer Vision – ECCV 2008. it Lecture Notes in Computer Science, vol. 5303, Berlin: Springer, pp. 460–473.

22. Parzen E. On Estimation of a Probability Density Function and Model / E. Parzen // *Annals of Mathematical Statistics*, 1962, vol. 33, pp. 1065–1076.
23. Abiko R., Ikehara M. Fast edge preserving 2D smoothing filter using indicator function // *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2019, vol. E102D, no. 10, pp. 2025–2032.
24. Гонсалес Р., Вудс Р. *Цифровая обработка изображений*. М.: Техносфера, 2012. 1104 с.
25. Gong X.-Y., Su H., Xu D., Zhang Z.-T., Shen F., Yang H. B. An Overview of Contour Detection Approaches // *International Journal of Automation and Computing (IJAC)*, 2018, vol. 15, no. 6, pp. 656–672.
26. Papari G., Petkov N. Edge and line oriented contour detection: State of the art // *Image and Vision Computing*, 2011, vol. 29, pp. 79–103
27. Saeed U., Dugelay J.-L. Combining Edge Detection and Region Segmentation for Lip Contour Extraction // *6th Conf. Articulated Motion and Deformable Objects (AMDO)*, 2010, Mallorca, Spain, pp. 11–12.
28. Hsiao Y.-T., Chuang C.-L., Jiang J.-A., Chien Ch.-Ch. A Contour based Image Segmentation Algorithm using Morphological Edge Detection // *IEEE Int. Conf. on Systems, Man, Cybernetics*, 2005, Hawaii, pp. 2962–2967.
29. Abubakar F. M. A study of region-based and contour based image segmentation // *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*, 2012, vol. 3, no. 6, pp. 15–22.
30. Витушкин А. Г. *О многомерных вариациях*. М.: Гостехиздат, 1955.
31. *Математическая энциклопедия*. М.: Советская энциклопедия, 1977, Т. 1-5.
32. Chochia P. A., Milukova O. P. Comparison of Two-Dimensional Variations in the Context of the Digital Image Complexity Assessment. // *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2015, vol. 60, no. 12. pp. 1432–1440.
33. Кронрод А. С. О функциях двух переменных. // *Успехи математических наук*, 1950, т. 5, № 1, с. 24–134.
34. Plataniotis K. N., Venetsanopoulos A. N. *Color image processing and applications*. Berlin–Heidelberg: Springer, 2000.

Contour-Limited Smoothing Preserving Image Structure

Chochia P. A.

Image smoothing, preserving its structure, is used in solving many problems of video information processing and analysis. Most smoothing methods are based on indirect information about the characteristics of local image area, for example, the distribution of signal values. Usually they do not use direct data on image spatial structure. In reality, the criterion for limiting the smoothing region should not be the distribution of signal values or the difference in brightness of the target and surrounding points, but their belonging to the same spatial region of the image. A sufficient criterion for the connectivity of points in a region is the absence of contour lines between them. The proposed approach to smoothing is based on preliminary detection of brightness jumps between image areas and subsequent contour-limited smoothing inside areas. The concept of “affinity” of points in the image is introduced, on the basis of which the smoothing algorithm is built. Experimental comparisons of the proposed algorithm with other known smoothing algorithms are carried out.

KEYWORDS: Image smoothing, contour-limited smoothing, affinity coefficient, structure preservation.