

О СВОЙСТВАХ АЛГОРИТМА СГЛАЖИВАНИЯ ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ГРАДИЕНТА

© 2020 В.Ю. Гудков, И.Ю. Моисеев

Южно-Уральский государственный университет

(454080 Челябинск, пр. им. В.И. Ленина, д. 76)

E-mail: diana@sonda.ru, villeman.5@yandex.ru

Поступила в редакцию: 26.05.2020

В данной работе исследуются свойства и возможные приложения алгоритма сглаживания, который позволяет сохранять выраженные структуры на изображении и подавлять слабозаметные текстуры. Он основан на анализе двух компонент векторов градиента, отражающих изменение интенсивности цвета в окрестности определенной точки. Эти компоненты — длина и угол наклона вектора градиента. В основе теории, которая служит основанием изучаемому методу лежит различие между двумя видами границ на изображении, которые отличаются поведением векторов градиента. Предполагается, что близость углов градиента в точках окрестности говорит о принадлежности двух точек к одной границе, а значит, при сглаживании они должны иметь большее влияние на результат. Также принимается во внимание обратное значение длины вектора градиента как фактор формирования веса, который позволяет выделять края объектов. Мы ставим своей целью сфокусироваться на результатах применения алгоритма в качестве предобработки в задачах выделения контуров и подобных им, сглаживая лишние детали, которые не важны при формировании изображения контуров. Мы также выявили интересные свойства последствий применения алгоритма несколько итераций подряд и изучили его поведение в задаче борьбы с шумом.

Ключевые слова: сглаживание изображений, фильтр, градиент.

ОБРАЗЕЦ ЦИТИРОВАНИЯ

Гудков В.Ю., Моисеев И.Ю. О свойствах алгоритма сглаживания цветных изображений на основе анализа градиента // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2020. Т. 9, № 3. С. 5–16. DOI: 10.14529/cmse200301.

Введение

Сглаживание изображений является фундаментальной задачей в области компьютерной графики и компьютерного зрения. Его цель — устранение незначительных деталей изображения и сохранения его общей структуры. Но при решении этих задач всегда присутствует необходимость идти на компромисс между сглаживанием и сохранением. Сглаживание имеет широкий спектр применений в задачах компьютерной графики и других прикладных областях. К сферам применения относятся задачи выделения границ, сегментации, абстракции, улучшения изображений, где сглаживание выступает в качестве стадии предобработки и подобные. В данной работе мы изучаем свойства и возможный спектр приложений алгоритма сглаживания изображений, основанного на анализе двух компонент векторов градиента: их угла и длины.

В данной статье принята следующая структура. Проводится обзор существующих методов сглаживания изображений в разделе 1, после чего описывается теория и детали реализации метода, подлежащего исследованию, в разделе 2. Экспериментальные данные приводятся в разделе 3, где исследуются свойства алгоритма для различных приложений. В заключении приводится сводка полученных результатов, и предлагаются направления дальнейших исследований.

1. Обзор существующих подходов

В этом разделе будут приведены наиболее интересные подходы в области. В общих чертах рассматриваются как фундаментальные методы, так и последние достижения.

Долгая история развития подходов к развитию задачи свидетельствует о ее фундаментальности. Классическим и самым простым, например, является линейный усредняющий фильтр. Такой фильтр производит сглаживание, но сильно искажает структуру изображения. Позже появился билатеральный фильтр (bilateral filter, BF) [9]: такой нелинейный фильтр, который сглаживает изображение, сохраняя резкие контуры, а также фильтры, основанные на анизотропной диффузии. Стоит также упомянуть направляемый фильтр (guided filter), использующий специальное направляющее изображение, для сохранения контуров исходного. Анизотропная диффузия [8], как алгоритм, который позволяет подавлять шум, сохраняя при этом детали изображения, стала основой для большого количества исследований, направленных на более глубокое понимание модели, таких как, например, применение робастной статистики и вейвлетов.

В последние годы развитие получили методы, основанные на применении глобальной оптимизации [1], и таких методов машинного обучения как сверточные нейронные сети [3] и обучение без учителя [5]. Такие подходы хорошо себя показывают в задачах сглаживания изображений, но чаще всего являются неэффективными вычислительно и в этих случаях исследования направлены на ускорение существующих методов и уменьшение затрат оперативной памяти.

В целях упрощения дальнейшего описания, в данной работе будет принята следующая система категорий. Подходы к задаче сглаживания можно разделить на две категории [11]. Выделяются *явные* методы — такие, которые работают с явно выраженными фильтрами и *неявные* — такие, которые чаще всего формируются в виде задачи минимизации (взвешенной) суммы двух слагаемых: слагаемого данных и слагаемого сглаживания. Такая формулировка дается им не всегда: основная суть методов из этой категории это именно «неявность» — отсутствие явно выраженного фильтра с конкретными числовыми значениями. Метод, рассматриваемый в этой работе, относится к категории явных методов.

1.1. Явные методы сглаживания

Методы данной категории являются, как правило, менее затратными вычислительно, а возможно по этой причине, более распространенными. Подавляющее большинство ранней литературы по теме сглаживания посвящено именно этим подходам. Многие явные алгоритмы применяют фильтрацию маской (и рассматриваемый не исключение). Фильтрацию изображения маской можно описать выражением:

$$S(p) = \sum_{q \in N(p)} w(p, q)I(q), \quad (1)$$

где $S(p)$ — значение пикселя выходного изображения, $w(p, q)$ — значение веса маски фильтра (значения маски подчиняются условию нормировки — складываются в единицу), $I(q)$ — значение пикселя исходного изображения, $N(p)$ — окрестность пикселя p .

Это выражение является взвешенной суммой значений пикселей окрестности. Исходное изображение расширяется (классический подход — нулями) и для каждого пикселя вычисляется указанная взвешенная сумма.

Практически все методы этой категории можно, так или иначе, выразить формулой такого вида. Самые простые из явных подходов часто приводят к потере деталей изображения, размытию структуры. Одним из самых известных и фундаментальных подходов среди методов, использующих фильтры, является билатеральный фильтр, который был представлен в 1998 году в [9].

Этот фильтр заменяет значение пикселя средним значением среди похожих и ближайших пикселей. Он имеет два сглаживающих ядра: пространственное и яркостное. Данное свойство позволяет ему сглаживать небольшие колебания цвета в окрестности пикселя, но при этом сохранять жесткие переходы контуров. Билатеральный фильтр выражается формулой [10]:

$$BLF(I) = \frac{1}{\sum_{q \in w_k} W_{BLF_{pq}}(I)} \sum_{q \in w_k} W_{BLF_{pq}}(I) I_q,$$

где функция весов $W_{BLF_{pq}}(I)$ выражается как:

$$W_{BLF_{pq}}(I) = \exp\left(\frac{-\|p - q\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \exp\left(\frac{-|I_p - I_q|^2}{2\sigma_r^2}\right).$$

Несмотря на идейную простоту, алгоритм является довольно сложным вычислительно, используя нелинейные функции и т.д. Это, впоследствии, обусловило появление большой массы улучшений билатерального фильтра в плане производительности, появились быстрые его реализации.

Схожим образом формулируется и направляемый фильтр (guided filter). Этот метод сглаживания изображений подразумевает использование направляющего изображения. Фильтрация происходит с учетом другого изображения, которое может быть как самим обрабатываемым изображением, так и каким-то иным. Метод был предложен в 2013 году в [6].

Существует также анизотропный скользящий фильтр [13] (anisotropic guidance filter). Он является одним из последних на данный момент улучшением другого подхода, а именно скользящего фильтра, представленного в работе [14]. Анизотропия является ключевым свойством, которое было достигнуто в ходе разработки данного подхода.

Изначальный подход можно описать как процесс, состоящий из двух шагов: размытие текстур с помощью гауссовой функции, а затем итеративное восстановление структуры. Исследователи заметили, что гауссов фильтр размывает слабые и небольшие изменения в яркости, но большие структуры сохраняются, будучи в размытом состоянии. Задача состоит в том, чтобы восстановить не до конца утерянные крупные детали изображения. Что касается нового метода, презентованного в [13], то в нем добиваются анизотропии, обобщая исходные гауссовы функции с использованием структурного тензора. Авторы утверждают, что при проведении таких преобразований над функциями достигается наиболее высокое качество сглаживания, чем при использовании изотропного скользящего фильтра.

1.2. Неявные методы сглаживания

Эта группа методов отличается многообразием формулировок подходов и зачастую большой вычислительной сложностью. Задача чаще всего формулируется в виде минимизации суммы [11]:

$$E(S) = E_d(S, I) + \lambda E_v(S),$$

где $E_d(S, I)$ — компонента данных, измеряющая разницу между исходным изображением I и тем, что получено на выходе S , $E_v(S)$ — компонента сглаживания, которая снижает варибельность цветов в окрестности пикселя, а λ — параметр, балансирующий эти слагаемые.

В методе с оптимизацией L_0 градиента исследователи предлагают разреженную схему подсчета градиентов в оптимизационном фреймворке [12]. Основным нововведением является стратегия, подсчитывающая дискретное число изменений интенсивности цвета в окрестности пикселя, что математически ведет к норме L_0 . При использовании метода стремятся сделать выделяющиеся границы тоньше, что улучшает их визуальную различимость. Задача минимизации имеет вид:

$$\min_S \left\{ \sum_p (S_p - I_p)^2 + \lambda C(S) \right\}.$$

При этом функция $C(S)$ имеет вид:

$$C(S) = \#\{p \mid |\partial_x S_p| + |\partial_y S_p| \neq 0\},$$

где $\#\{\}$ — оператор, возвращающий количество элементов, для которых выполняется условие в скобках. В данном случае он подсчитывает число всех пикселей, для которых градиенты по обеим осям не равны нулю.

Форма функции для минимизации напоминает уже описанную в начале раздела. Задача минимизации этой функции нетривиальна, так как сама функция содержит параметр $C(S)$, являющийся дискретной недифференцируемой функцией. Авторы подхода разработали собственный алгоритм (подробности которого мы в данной работе опустим) для решения данной задачи, который предполагает введение новых переменных в целевую функцию.

Среди последних разработок популярностью пользуются подходы, использующие глубокие сверточные сети, позволяющие достигать зачастую лучших результатов, чем традиционные методы. В данном случае реализуется особый подход при использовании сетей [7]. Авторы полагают, что конструирование математического описания текстур является нетривиальной задачей само по себе. Также они отмечают, что текстуры на изображениях не всегда имеют слабые и небольшие значения градиентов, что, как правило, подразумевается при конструировании методов сглаживания. Для решения этих проблем авторы предлагают применить сверточные сети.

Был сгенерирован собственный набор данных для обучения сети. Замечено, что изображения, используемые в мультипликации, имеют края только такие, которые обозначают структуры, заполненные непрерывным цветом, без текстуры. На подобные изображения накладывались текстуры разных масштабов. Таким образом, избегая ручной разметки изображений на текстуры и структуры, был создан способ обучения сети выполнять сглаживание. Три различных сети использовались при решении задачи: две сети предсказывают по входному изображению маски его текстур и его структуры, после чего эти данные передаются на результирующую сеть для фильтрации. На выходе получился подход, реализующий фильтрацию на уровне, который далеко не всегда достижим локальными методами.

2. Описание исследуемого метода

В этом разделе будет приведено краткое описание исследуемого метода. Впервые метод был предложен в работе [4]. В разделе будет описана основная идея, стоящая за реализацией, что должно облегчить понимание результатов, полученных экспериментально в разделе 3, а также поведения алгоритма на тех или иных исходных данных.

2.1. Теоретическая основа

Как уже было упомянуто в разделе 1, исследуемый метод принадлежит к категории явных, а значит, формулируется согласно (1). При формировании исследуемого подхода рассматриваются два типа границ объектов, которые могут попадать в окрестность точки: это регулярные и нерегулярные границы. Пример, поясняющий эти две концепции, показан на рис. 1.

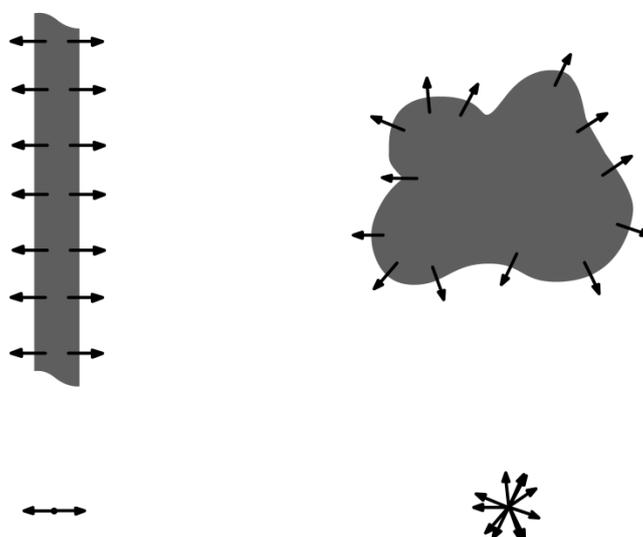


Рис. 1. Два разных вида границ и соответствующие им направления градиентов

Алгоритм реализован таким образом, что он сохраняет границы первого типа и размывает границы второго. Рассмотрим направления градиентов, которые производят два типа границ: градиенты на границах на рис. 1 изображены в двух видах: на самом изображении и сведенные в одну точку. Можно заметить, насколько сильно отличаются направления градиентов относительно друг друга у двух типов границ. При формировании весов в рассматриваемом подходе используется именно это свойство векторов градиента. Помимо направлений градиента, также предполагается, что пиксели с меньшим модулем градиента должны получать больший вес, исходя из предположения о том, что текстуры более однородны, чем границы между объектами.

Подытожим все, что было дано ранее. Веса для рассматриваемого фильтра конструируются таким образом, чтобы при применении он позволял сглаживать незначительные детали и оставлять границы объектов и общую структуру изображения нетронутыми. Для достижения этих свойств используются углы градиента и его длины, которые, по предположению, отличаются для тех областей, которые нужно сгладить и тех, которые нужно сохранить. Используя все вышесказанное, сформулируем теперь исследуемый фильтр математически.

2.2. Реализация

Во-первых, чтобы реализовать исследуемый фильтр, необходимо рассчитать, насколько углы градиентов в точках p и q близки друг к другу. Близость углов рассчитывается как косинус удвоенного угла между векторами. При получении углов градиентов получаются значения от $-\pi/2$ до $\pi/2$. А удвоенная разница между ними распределена от -2π до 2π . Цель удвоения разницы в том, чтобы сблизить углы, разница между которыми близка к π . Это делается исходя из предположения, что такие векторы принадлежат к одной границе. Определим теперь формулу для формирования весов. Используя ту же нотацию, что и в (1):

$$w(p, q) = (\cos(\beta) + 1) / \alpha,$$

где α — это модуль градиента, а β — это удвоенная разница между углами градиентов в точках p и q . Также необходимо прибавлять единицу для того, чтобы не получать веса с отрицательным знаком, что может сказаться на расчете взвешенной суммы. Из особенностей реализации стоит отметить, что если в окрестности пикселя не меняется интенсивность цвета, то значения пикселя остаются без изменений.

3. Исследование свойств

В данном разделе изложены результаты экспериментов над изучаемым алгоритмом. Основная цель проводимых экспериментов — выявление возможных приложений и изучение свойств алгоритма, получение представления о качестве его работы.

Для экспериментов были подобраны произвольные изображения, не являющиеся стандартизованными, но обладающие характерными качествами, необходимыми нам для исследования свойств алгоритма. К таким качествам относится, например, наличие обоих типов границ, упомянутых в разделе 1.3. На таких изображениях присутствуют как крупные структуры, так и мелкие текстуры. Это те объекты, за поведением которых мы хотим понаблюдать, чтобы определить в конечном итоге свойства алгоритма и его спектр приложений.

Мы продемонстрируем результаты работы алгоритма в задачах сглаживания, предобработки для задачи выделения контуров, а также в подавлении шума. Эксперименты по сглаживанию включают в себя применение алгоритма к подходящим для исследования изображениям и визуальную оценку качества. Особенность алгоритмов сглаживания в том, что хотя количественные метрики качества и присутствуют, но они не повсеместны — не все авторы приводят соответствующие вычисления. Как правило, такие метрики применяются для оценки качества работы алгоритмов для подавления шума. Сглаживание же не во всём аналогично задачам борьбы с шумом, хотя подобные метрики и применяются, экспертная оценка, как правило, с ними расходится. Мы можем оценить качество метода самого по себе либо визуально, либо косвенно, через оценку качества тех методов обработки изображений, в которых сглаживание можно использовать для предобработки. Такими методами, например, являются методы выделения контуров, где оценивая качество полученных изображений контуров можно оценить качество алгоритма сглаживания, использованного на стадии предобработки.

3.1. Сглаживание

Продemonстрируем для начала результаты применения фильтра и рассмотрим их подробно. На рис. 2 заметно, как достигаются желаемые свойства: сглаживаются мелкие

детали, и в то же время сохраняются границы объектов. Особенно на правой паре увеличенных картинок на рис. 2 в) заметно, как круглый блик на фоне почти исчез после сглаживания, в то время как граница объекта сохранилась.



Рис. 2. Результаты применения метода и их увеличенные фрагменты

Известно, что применение алгоритма в несколько итераций подряд бывает полезно, если необходим высокий уровень абстракции изображения, освобождение от мелких деталей. Рассмотрим поведение описываемого метода при применении его таким образом. На рис. 3 изображены подряд: исходное изображение — а), результат применения фильтра одну итерацию — б) и семь итераций подряд — в). Виден тот уровень абстракции, который достигается с помощью такого способа применения фильтра. Остаются только крупные объекты, сохраняющие свои границы.

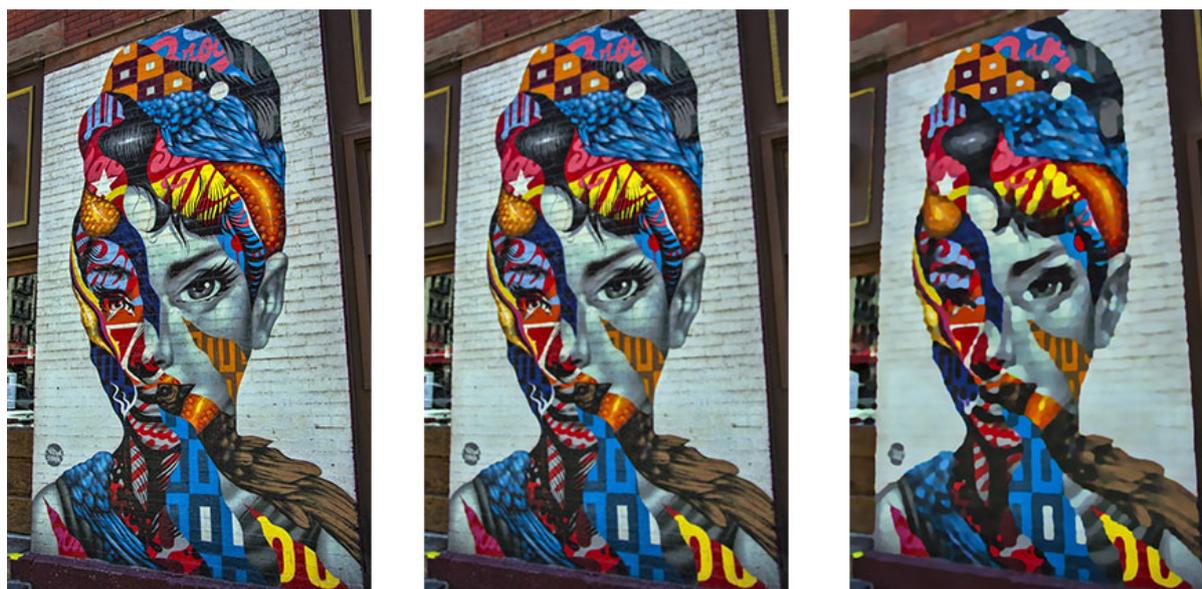


Рис. 3. Применение фильтра одну и семь итераций

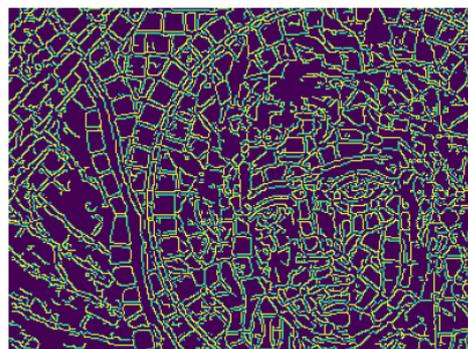
3.2. Выделение контуров

Зачастую алгоритмы сглаживания применяются в задачах извлечения контуров с изображения. При этом часто нас интересуют контуры именно у границ объектов, а не контуры текстур. По этой причине алгоритм сглаживания встроен прямо внутрь известного алгоритма для извлечения контуров — оператора Кэнни, который был представлен в работе [2] в 1986 году. В алгоритм оператора Кэнни встроена фильтрация гауссовым фильтром для удаления мелких деталей, которые могут мешать извлечению контуров. Но гауссов фильтр не способен учесть границы объектов на изображении, а значит, может понадобиться дополнительная предобработка.

Рассмотрим изображение с мозаикой как характерный пример изображения с множеством контуров, которые не являются контурами объектов, и попробуем применить к нему оператор Кэнни в двух случаях: без дополнительной обработки фильтром и с ней. На рис. 4 изображены результаты извлечения контуров с изображения напрямую а), б) и после предварительного сглаживания в), г). Заметна разница — выделились те границы, которые принадлежат объектам, в то время как большая часть текстурных границ подавилась сглаживанием. Подход может найти применение в задачах извлечения контуров, так как позволяет достигать приемлемого уровня абстракции изображения.



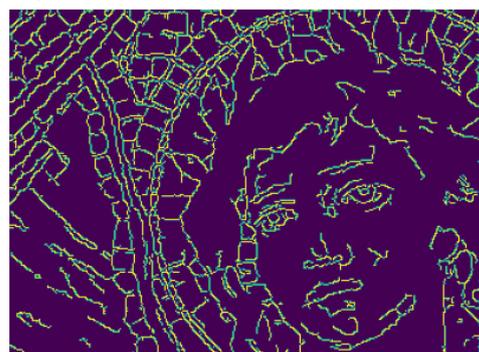
а) Исходное изображение



б) Контуры исходного изображения



в) Обработанное изображение



г) Контуры обработанного изображения

Рис. 4. Извлечение контуров с изображения напрямую и после сглаживания

3.3. Подавление шума

Подавление шума также является характерной задачей для алгоритмов сглаживания, но не основной: для подавления шума, как правило, используются специализированные подходы. Мы, тем не менее, считаем нужным оценить поведение рассматриваемого фильтра в задаче подавления шума.

На рис. 5 мы видим результаты применения фильтра на зашумленном изображении. Шум равномерный небольшой концентрации, входное изображение показано рис. 5 а). На

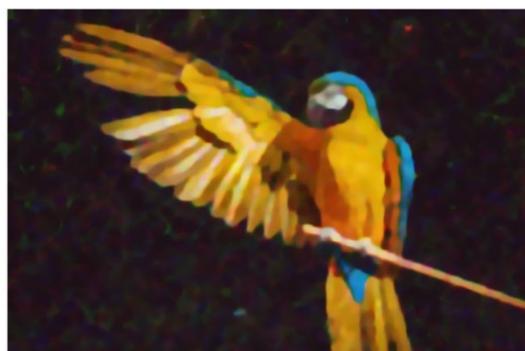
паре картинок ниже снова два варианта применения фильтра: одна и пять итераций. Стоит отметить явный минус: после применения одной итерации шум не сгладился, не слился с фоном, а начал образовывать более крупные структуры, но далее по мере увеличения количества итераций он стал закономерно пропадать вместе с другими деталями. По этим результатам стоит отметить, что борьба с шумом может производиться в некоторой степени, но только как побочный эффект в рамках какой-то иной задачи. Если задача будет поставлена так, что нужно как можно более точно сохранить содержание изображения, как это делается для алгоритмов подавления шума, этот метод неприменим. Он может найти применение там, где требуется освобождение от мелких деталей, включая шум.



а) Исходное изображение



б) Одна итерация обработки



в) Пять итераций обработки

Рис. 5. Применение для устранения шума

Заключение

В данной работе проводится изучение свойств алгоритма сглаживания изображений на основе анализа градиентов. Изучаемый метод формирует веса в явной форме, исходя из свойств окрестности. Он позволяет по-разному обрабатывать два вида границ, встречающихся в окрестности изображения, благодаря анализу направления градиентов и их длин. Был проведен обзор существующих подходов и теоретическое основание метода, после чего были подробно рассмотрены результаты экспериментов. Рассматриваемый алгоритм хорошо показал себя в задачах сглаживания, абстракции и выделения контуров. Мы видим интересные результаты на упомянутых задачах: алгоритм позволяет выполнять сглаживание, сохраняя контуры объектов, при этом являясь простым в понимании и реализации. Отдельно стоит задача сглаживания зашумленных изображений, где алгоритм не показывает удовлетворительных результатов. Будущие исследования в этой об-

ласти предполагают поиск новых приложений, например, в области сегментации изображений, а также исследование свойств алгоритма на других задачах наряду со сравнением его с аналогами в количественных показателях.

Литература

1. Bi S. An L1 Image Transform for Edge-preserving Smoothing and Scene-level Intrinsic Decomposition // ACM Transactions on Graphics. 2015. Vol. 4, no. 34. P. 78–90. DOI: 10.1145/2766946.
2. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986. Vol. PAMI-8, no. 6. P. 679–698. DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.
3. Chen Q. Fast Image Processing with Fully-convolutional Networks // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV (Venice, Italy, October, 22–29, 2017), 2017. P. 2497–2506. DOI: 10.1109/iccv.2017.273.
4. Gudkov V. Image Smoothing Algorithm Based on Gradient Analysis // Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology, USBEREIT (Yekaterinburg, Russia, May, 14–15, 2020). 2020. P. 403–406. DOI: 10.1109/USBEREIT48449.2020.9117646.
5. Fan Q. Image Smoothing via Unsupervised Learning // ACM Transactions on Graphics. 2018. Vol. 37, no. 6. DOI: 10.1145/3272127.3275081.
6. He K. Guided Image Filtering // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2013. Vol. 6, no. 35. P. 1397–1409. DOI: 10.1109/TPAMI.2012.213.
7. Lu K. Deep Texture and Structure Aware Filtering Network for Image Smoothing // Computer Vision, ECCV 2018. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Cham, 2018. Vol. 11208. P. 229–245. DOI: 10.1007/978-3-030-01225-0_14.
8. Perona P. Scale-space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1990. Vol. 7, no. 12. P. 629–639. DOI: 10.1109/34.56205.
9. Tomasi C. Bilateral Filtering for Gray and Color Images // Proc. of the IEEE International Conference on Computer Vision (Bombay, India, January, 7, 1998), 1998. P. 839–846.
10. Pham C. Adaptive Guided Image Filtering for Sharpness Enhancement and Noise Reduction // PSIVT 2011. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011. Vol. 7087. P. 323–334. DOI: 10.1007/978-3-642-25367-6_29.
11. Xiaonan F. Learning Explicit Smoothing Kernels for Joint Image // Pacific Graphics. 2019. Vol. 7, no. 38. P. 180–190. DOI: 10.1111/cgf.13827.
12. Xu L. Image Smoothing via L0 Gradient // ACM Transactions on Graphics. 2011. Vol. 6, no. 30. P. 1–12. DOI: 10.1145/2070781.2024208.
13. Yoshimura K. Structure-tensor-based Anisotropic Rolling Filter for Image Smoothing // Proceedings of SPIE. 2019. Vol. 1104904. P. 13–18. DOI: 10.1117/12.2517892.
14. Zhang Q. Rolling Guidance Filter // Computer Vision-ECCV2014. Springer, Cham. 2014. P. 851–830. DOI: 10.1007/978-3-319-10578-9_53.

Гудков Владимир Юльевич, д.ф.-м.н., профессор, кафедра электронных вычислительных машин, Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет) (Челябинск, Российская Федерация)

Моисеев Илья Юрьевич, студент, кафедра электронных вычислительных машин, Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет) (Челябинск, Российская Федерация)

ON THE PROPERTIES OF AN IMAGE SMOOTHING ALGORITHM FOR COLORED IMAGES BASED ON GRADIENT ANALYSIS

© 2020 V.Y. Gudkov, I.Y. Moiseev

South Ural State University (pr. Lenina 76, Chelyabinsk, 454080 Russia)

E-mail: diana@sonda.ru, villeman.5@yandex.ru

Received: 26.05.2020

In this paper properties and possible applications of an image smoothing algorithm are explored. The algorithm allows us to remove small textures and to preserve main structures on the image. Algorithm is based on the analysis of two gradient components. These components are the length and the angle of gradient vector. Theory that underlies the algorithm is based on distinction between two types of boundaries, which differ in behavior of gradient vectors. We suppose that closeness of gradient angles in given neighborhood means that points belong to the same boundary. This in turn means that they should have bigger weights. We also take into consideration inverted gradient length as the factor for weight computation. Our goal is to focus on the results of applying the algorithm as a preprocessing step for the tasks like edge detection. This method shows interesting results as a preprocessing step for edge detection tasks. It smooths insignificant details, from which we do not need edges to be shown at the image of the edges. We also explore interesting properties of using algorithm for several iterations and its behavior on noise reduction task.

Keywords: image smoothing, filter, gradient.

FOR CITATION

Gudkov V.Y., Moiseev I.Y. On the Properties of an Image Smoothing Algorithm for Colored Images Based on Gradient Analysis. *Bulletin of the South Ural State University. Series: Computational Mathematics and Software Engineering*. 2020. Vol. 9, no. 3. P. 5–16. (in Russian) DOI: 10.14529/cmse200301.

This paper is distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-Non Commercial 3.0 License which permits non-commercial use, reproduction and distribution of the work without further permission provided the original work is properly cited.

References

1. Bi S. An L1 Image Transform for Edge-preserving Smoothing and Scene-level Intrinsic Decomposition. *ACM Transactions on Graphics*. 2015. Vol. 4, no. 34. P. 78–90. DOI: 10.1145/2766946.
2. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1986. Vol. PAMI-8, no. 6. P. 679–698. DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.
3. Chen Q. Fast Image Processing with Fully-convolutional Networks. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV (Venice, Italy, October, 22–29, 2017). 2017. P. 2497–2506. DOI: 10.1109/iccv.2017.273.
4. Gudkov V. Image Smoothing Algorithm Based on Gradient Analysis. *Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology, USBEREIT (Yekaterinburg, Russia, May, 14–15, 2020)*. 2020. P. 403–406. DOI: 10.1109/USBEREIT48449.2020.9117646.
5. Fan Q. Image Smoothing via Unsupervised Learning. *ACM Transactions on Graphics* 2018. Vol. 37, no. 6. DOI: 10.1145/3272127.3275081.

6. He K. Guided Image Filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2013. Vol. 6, no. 35. P. 1397–1409. DOI: 10.1109/TPAMI.2012.213.
7. Lu K. Deep Texture and Structure Aware Filtering Network for Image Smoothing. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. 2018. Vol. 2, no. 11208. P. 229–245. DOI: 10.1007/978-3-030-01225-0_14.
8. Perona P. Scale-space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1990. Vol. 7, no. 12. P. 629–639. DOI: 10.1109/34.56205.
9. Tomasi C. Bilateral Filtering for Gray and Color Images. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (Bombay, India, January, 7, 1998)*. 1998. P. 839–846.
10. Pham C. Adaptive Guided Image Filtering for Sharpness Enhancement and Noise Reduction. *PSIVT 2011. Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011. Vol. 7087. P. 323–334. DOI: 10.1007/978-3-642-25367-6_29.
11. Xiaonan F. Learning Explicit Smoothing Kernels for Joint Image. *Pacific Graphics*. 2019. Vol. 7, no. 38. P. 180–190. DOI: 10.1111/cgf.13827.
12. Xu L. Image Smoothing via L0 Gradient. *ACM Transactions on Graphics*. 2011. Vol. 6, no. 30. P. 1–12. DOI: 10.1145/2070781.2024208.
13. Yoshimura K. Structure-tensor-based Anisotropic Rolling Filter for Image Smoothing. *Proceedings of SPIE*. 2019. no. 1104904. P. 13–18. DOI: 10.1117/12.2517892.
14. Zhang Q. Rolling Guidance Filter. *Computer Vision-ECCV2014*. Springer, Cham. 2014. P. 851–830. DOI: 10.1007/978-3-319-10578-9_53.