электронный журнал
МОЛОДЕЖНЫЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ВЕСТНИК
Издатель ФГБОУ ВПО "МГТУ им. Н.Э. Баумана". Эл No. ФС77-51038.

УДК 004.021

Методы восстановления искаженных изображений на основе решения уравнения типа свертки

 # 09, сентябрь 2012

Переславцева Е. Е.

Аспирантка,
кафедра «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии»

Научный руководитель: Трусов Б. Г.,
д.т.н., профессор кафедры «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии»

МГТУ им. Н.Э. Баумана
bauman@bmstu.ru

Введение. Актуальность задач восстановления цифровых изображений обусловлена приходом цифровых фотографий на смену пленочным. Искажения, получаемые пленочными камерами, обрабатываются только с помощью аппаратных средств, тогда как цифровые фотографии предполагают возможность программного восстановления, что существенно дешевле.

Смаз при движении является общим дефектом, который приводит к появлению нечетких изображений с неминуемой потерей информации. Причина возникновения смаза – в природе датчиков, принимающих поступающий свет за время съемки изображения. Если за время экспозиции датчики камеры двигаются, происходит смаз изображения.

Изображение, полученное в результате смаза, может быть представлено в виде исходного изображения, к которому применен смазывающий оператор – функция импульсного отклика. В таком случае задача восстановления смазанного изображения будет состоять из двух этапов: нахождение функции импульсного отклика и получение исходного изображения по найденной функции [3, 6]. Если смаз инвариантен к сдвигу, он может быть смоделирован с помощью конволюции (свертки) скрытого изображения с ядром сдвига, где ядро описывает след от датчика. Тогда удаление смаза, полученного при движении, осуществляется операцией деконволюции.

Существует несколько подходов к восстановлению изображений. При «неслепой» деконволюции ядро сдвига известно, и задача состоит в том, чтобы восстановить скрытое изображение из искаженного, используя это ядро – классические линейные методы

восстановления. Существует много методов деконволюции, применяемых в такой ситуации, таких как обратная фильтрация, фильтр Винера, фильтрация методом наименьших квадратов, рекурсивный фильтр Калмана и принудительные итеративные деконволюционные методы[1]. Различные подходы, описанные в литературе, зависят от особенностей искажений и модели изображения. Классические линейные методы восстановления хорошо изучены, поэтому не представляют исследовательского интереса.

Во многих практических ситуациях функция смаза часто неизвестна, а количество информации о реальном изображении очень мало. Поэтому исходное изображение должно быть восстановлено непосредственно из смазанного с использованием неполной информации о процессе смаза. Такие оценочные подходы, в которых модель искажения предполагается линейной, называются слепой деконволюцией [7, 8]. Методы слепого восстановления содержат много проблем, не имеющих однозначного решения, поэтому в этой области возможно проведение многочисленных исследований.

Слепое восстановление изображений применяется в различных технических областях, таких как астрономические изображения, дистанционное зондирование, рентгенография, оптика, фотография, приложения высоких разрешений, приложений отслеживания движений и многих других [5].

Слепая деконволюция одиночного объекта является некорректной задачей, так как число неизвестных превышает число известных данных. Проблемой существующих методов является неустойчивость решения, поэтому для получения точного решения задачи восстановления необходимо использовать априорную информацию об изображении, такую как неотрицательность изображения и параметрическую форму функции импульсного отклика [3]. Чтобы уменьшить некорректность слепой деконволюции, накладываются такие ограничения на смаз, как линейность параметризированного движения. Также смаз предполагается однородным по всему изображению [7].

На данный момент не существует универсальных алгоритмов решения проблемы. Все алгоритмы или дороги в вычислительном отношении или требуют большой предварительной обработки. Некоторые из них полагаются на экспертные знания пользователя или нуждаются в существенных взаимодействиях с ним для алгоритмической калибровки [2]. Из-за плохо изложенной природы частой проблемой алгоритмов являются нехватка стабильности, надежности и сходимости [1, 9].

В диссертационной работе требуется разработать метод восстановления, позволяющий получить результат высокого качества за относительно небольшое время. В результате исследований в качестве основы для разработки взяты два метода, комбинация которых позволяет получить результат высокого качества за относительно небольшое время [7, 9].

Основными задачами программы являются: определение функции смаза (также называемой функцией импульсного отклика) и восстановление исходного (четкого) изображения по смазанному.

Постановка задачи. Слепая деконволюция – это задача восстановления четкой версии исходного смазанного изображения, при условии, что ядро смаза неизвестно. Математически смазанное изображение *B* можно представить в виде:

$$B = I \otimes k + \varepsilon, \qquad (1)$$

где *I* – визуально правдоподобное четкое изображение, а *k* – неизвестное неотрицательное ядро смаза (функция импульсного отклика), ε – шум (для удобства аналитического описания предполагаем его приблизительно Гауссовым)[4]. Цель слепой деконволюции – вывести *k* и *I* из входного *B*. Данная задача плохо обусловлена и существует бесконечный набор пар (*k*,*I*), объясняющий любое полученное значение B. Например, решение, полностью удовлетворяющее уравнению (1) – это решение с отсутствием смаза: *k* – дельта ядра (тождественно ядру), а *I*=*B*. Некорректная природа проблемы предполагает, что для *B* или *k* должны быть введены дополнительные предположения [8]. В данной работе в качестве дополнительного условия предполагается, что *k* неотрицательно и его величина мала по сравнению с размером изображения.

Метод быстрого восстановления смаза. Для ускорения процесса восстановления необходимо уменьшить верхний предел вычислений для оценки скрытого изображения и оценки ядра. Ускорение скрытой (латентной) оценки изображения и основной оценки в итеративном процессе восстановления достигается за счет введения нового шага «предсказания» и работы с производными изображения вместо значений пикселей. Предполагается, что скрытое изображение имеет достаточно выраженные края, что позволяет для восстановления краев и подавления шума использовать фильтры изображения. На шаге предсказания используется простая техника обработки изображений для определения грубых краев. Резкие (сильно выделяющиеся) края предсказываются по оцененному скрытому изображению на шаге предсказания и затем используются для оценки ядра. Этот подход позволяет избежать использования вычислительно неэффективных априорных распределений для неслепой деконволюции, необходимых, чтобы оценить скрытое изображение. Небольшие артефакты деконволюции могут быть отброшены на шаге предсказаний следующей итерации без задержки оценки ядра. Для неслепой деконволюции используется простой метод с Гауссовой априорной вероятностью, которая может быть быстро вычислена с помощью Фурье-преобразований. Так как на шаге предсказаний используются только простые методы обработки

изображений, комбинация простой неслепой деконволюции и предсказаний может дать эффективную оценку скрытого изображения, используемую для оценки ядра.

На этапе основной оценки с помощью производных изображения формируется оптимизирующая функция и ускоряется числовой процесс, уменьшая количество преобразований Фурье, необходимых для метода сопряженных градиентов. Такое формирование приводит к уменьшению числа условий (зависимостей) в системе, по сравнению с числом, полученным при использовании значений пикселей. Уменьшение числа условий приводит к ускорению сходимости.

Для оценки ядра на основе использования производных изображения формулируется оптимизационная функция. Для решения численных систем, полученных из оптимизационной функции, применяется метод сопряженных градиентов (СГ), а для вычисления градиента, необходимого для СГ-метода, используются преобразования Фурье. Работа с производными изображений позволяет сократить количество преобразований Фурье с 12 до 2, избегая 5/6 вычислений, необходимых для вычисления градиента. Число условий численной системы при использовании производных изображения меньше, чем при использовании значений пикселей, что позволяет СГ-методу сходиться быстрее. Следовательно, процесс численной оптимизации для оценки ядра значительно ускоряется.

Метод двухфазной оценки ядра для устойчивого к ошибкам восстановления при движении. Несмотря на эффективность и точность результатов метода быстрого восстановления смаза, существует другая критическая проблема восстановления при движении, которая раньше не учитывалась: как влияет структура изображения на оценку ядра. Метод двухфазной оценки предполагает, что резкие края не всегда помогают улучшить ядро, а вместо этого при некоторых обстоятельствах существенно повышают неточность оценки. Получение этого результата приводит к необходимости определения новой метрики для измерения применимости информации о краях изображения в восстановлении изображений, смазанных при движении, и для процесса выбора градиента, уменьшающего его возможный неблагоприятный эффект.

В методе также сделан ряд других предположений.

- Предлагается новый двухфазный алгоритм оценки ядра для отделения вычислительно дорогой невыпуклой оптимизации от быстрой инициализации ядра, что приводит к увеличению эффективности и надежности процесса оценки ядра.
- Вводится новая пространственная априорная вероятность, позволяющая сохранить резкие края при быстром восстановлении скрытого изображения.

- На стадии уточнения ядра используется алгоритм итеративного определения поддержки – мощная численная схема, посредством итеративного определения поддержки позволяющая соблюсти ограничения разреженности и правильно восстановить элементы с большими значениями. На этом этапе достигается эффект, аналогичный применению мягкого порогового фильтра.
- Для восстановления скрытого изображения используется целевая функция TV-l_1, которая устойчива к шуму; также разрабатывается эффективный алгоритм решения на основе полуквадратичного расщепления.

Резкие края не всегда способствуют оценке ядра, а при определенных обстоятельствах существенно повышают неточность оценки. По результатам анализа данной проблемы на основе метода, описанного Ли [8], предлагается алгоритм автоматического выбора градиента, позволяющего исключить побочные структуры.

Также предлагается эффективный и высококачественный метод оценки ядра, основанный на использовании пространственного априорного распределения и улучшения ядра с помощью итеративного определения функции импульсного отклика. Для устойчивого подавления шума применяется модель деконволюции с нормой l_1, определяемой полной вариацией.

На первом этапе обработки осуществляется вычисление грубой версии ядра без соблюдения сильной разреженности: ядро смаза оценивается в мультимасштабном окружении. Можно достичь высокой эффективности, если использовать Гауссовское априорное распределение, для которого существуют решения в аналитическом виде. Вначале, по аналогии с другими методами устранения смаза при движении, производится фильтрация изображения и предсказание выделяющихся краев, чтобы руководствоваться ими при инициализации ядра. Для предварительного сглаживания изображения используется фильтр Гаусса.

На втором этапе производится невыпуклая оптимизация с начальной оценкой ядра, полученной из первой стадии. Идея данного этапа заключается в том, чтобы сохранить элементы функции импульсного отклика с большими значениями, итеративно ослабляя ограничения регуляризации. Таким образом, эти элементы не будут существенно изменены регуляризацией на следующем шаге улучшения ядра. Данная стратегия была показана в работе [2], она позволяет корректировать неточную оценку и обеспечивает быструю сходимость метода. Результирующее ядро отражает многие элементы с небольшими значениями, однако оно имеет разреженную структуру. Оптимизация на этой фазе сходится всего за несколько итераций. Изображение, восстановленное с помощью

вычисленной функции импульсного отклика, содержит правильно реконструированные текстуры и небольшие края, с помощью которых проверяется качество оценки ядра.

Для получения конечного результата на втором этапе не требуется никаких существенных вычислений.

Критерии качества восстановления смазанных изображений. Качество изображения определяется большим количеством технических характеристик системы: соотношением сигнал/шум и статистическими характеристиками шума, градационными характеристиками, спектральными (цветовыми) характеристиками, интервалами дискретизации и т.д. Эти оценки качества удобны в использовании, тем не менее, они не всегда позволяют объективно оценить качество изображения, в особенности с точки зрения его визуального восприятия.

Вопрос количественной оценки качества изображений до конца не решен. Он является важным шагом на пути к решению задач оптимальных преобразований изображений с точки зрения визуального восприятия.

В данной работе рассматриваются критерии:

- визуальный критерий;
- снеднеквадратичное отклонение;
- соотношение сигнал-шум.

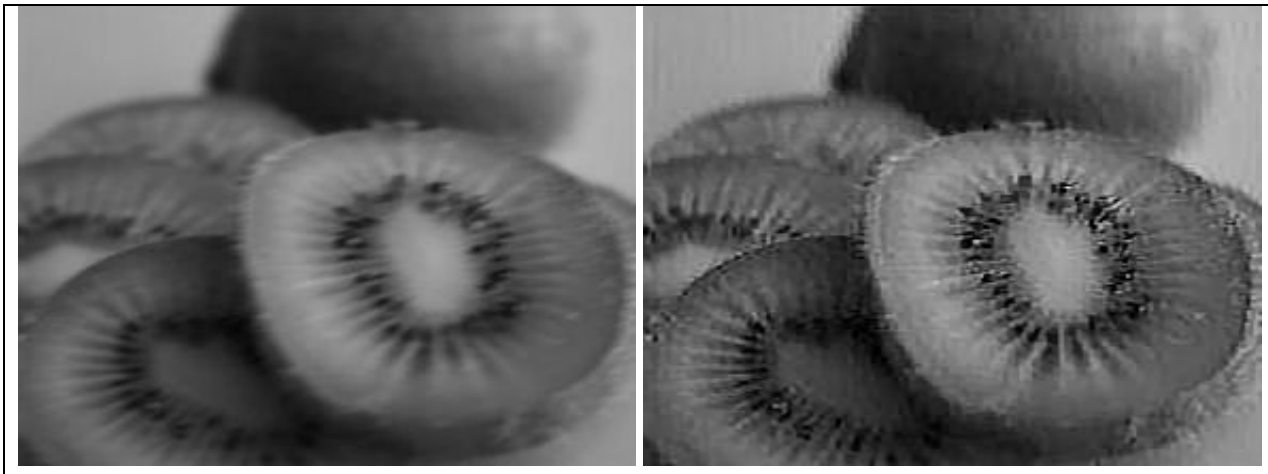
Наиболее оптимальным критерием при оценке потерь качества считается визуальный критерий.

Исследование разработанных методов. В ходе работы было проведено восстановление ряда изображений, различных по размеру (для анализа скорости работы программы), уровню шума, наличию резких краев в изображении и степени смаза. Чтобы продемонстрировать качество оцененных ядер смаза, были проведены исследования по восстановлению примеров с искусственным смазом и естественных изображений. На рисунке 1 показан пример восстановления изображения с искусственным смазом методом ускоренного восстановления. На фотографии содержатся сложные структуры и имитируется сложная структура движения камеры. По результатам восстановления, острые края были значительно улучшены, показывая края объектов и структуры более четко. Полученные результаты говорят о высоком качестве восстановления даже при больших степенях смаза, что существенно отличает данный алгоритм от существующих методов восстановления.

а) б)

Рис 1. Метод ускоренного восстановления. Модельный смаз: а) смазанное изображение; б) восстановленное изображение.

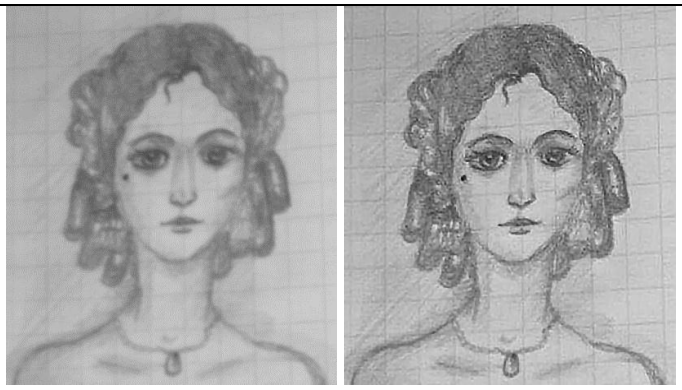
Рисунок 2 показывает результаты восстановления реальных фотографий.



а) б)

Рис 2. Метод ускоренного восстановления Реальный смаз: а) смазанное изображение; б) восстановленное изображение.

Было замечено, что ускоренный метод восстановления может давать плохие результаты, когда в скрытом изображении присутствуют достаточно интенсивные, и в то же время узкие структуры. Предложенный метод двухфазной оценки ядра позволяет избежать данной проблемы с помощью эффективного алгоритма вычисления маски, реализующего адаптивный выбор используемых краев при оценке ядра. Алгоритм был тщательно протестирован, и было обнаружено, что благодаря использованию выборочной карты краев он способен восстанавливать изображения большим количеством мелких деталей.



а) б)

Рис 3. Метод двухфазной оценки ядра. Реальный смаз: а) смазанное изображение, б) восстановленное изображение.

Таким образом, совокупность разработанных методов позволяет осуществить восстановление изображений для широкого спектра исходных данных с учетом необходимых критериев качества восстановления. Предложенные методы позволяют сохранить высокое качество восстановления и ускорить процесс вычислений.

Программный комплекс, реализующий разработанные алгоритмы, зарегистрирован в Объединенном фонде алгоритмов и программ под номером ЕСПД .02076881.00718-01.

Список литературы

1. Yitzhaky Y., Mor I., Lantzman A. and Kopeika N. S. Direct method for restoration of motion-blurred images // Journal of Opt. Soc. Am. A. 1998, 15, 6. Pp. 1512-1519.
2. Levin A., Fergus R., Durand F. and Freeman W.T. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture // ACM Trans. 2007, 26, 3. Article no. 70.
3. T. J. Holmes. Blind deconvolution quantum-limited incoherent imagery: maximum-likelihood approach // J. Opt. Soc. Am.. 1992, A9. Pp. 1052-1061
4. В. М. Градов, М. В. Филиппов. Решение обратных задач методом регуляризации. МГТУ им. Н. Э. Баумана, 1998, 28 с.
5. Fergus, R., Singh, B., Hertzmann, A., Roweis, S.T., Freeman, W.T. Removing camera shake from a single photograph // ACM Trans. 2006, 25. Pp. 787–794.
6. Wang, Y., Yin, W. Compressed Sensing via Iterative Support Detection // CAAM Technical Report TR09-30. 2009, Pp. 13-18.
7. Shan, Q., Jia, J., Agarwala, A. High-quality motion deblurring from a single image // ACM Trans. 2008, 27. Pp. 35-42.
8. Cho, S., Lee, S. Fast motion deblurring // ACM Trans. 2009, 28
9. Wang, Y., Yang, J., Yin, W., Zhang, Y. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction // SIAM Journal on Imaging Sciences. 2008, 1. Pp. 248–272.

77-51038/479018