

ИНТЕГРАЛЬНЫЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ В ЗАДАЧАХ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Шаметько Р.В

Татур М.М. – д.т.н., профессор

В области обработки изображений и видеопоследовательностей на сегодняшний день существует широчайший спектр задач: от шумоподавления до сегментации изображения и распознавания объектов. Подходы к решению этих проблем так же весьма разнообразны. При этом довольно часто появляется необходимость искать компромисс между вычислительной сложностью алгоритма и его эффективностью. Нередко возможность применения того или иного решения задачи весьма ограничена ввиду его ресурсоёмкости, либо необходимости применять большое количество предварительных преобразований ввиду того, что данный конкретный алгоритм крайне требователен к определённым параметрам входных данных. Рассматриваемые интегральные преобразования, в свою очередь, позволяют представить данные таким образом, что становится возможным одновременное решение сразу нескольких задач без необходимости применения ресурсоёмких алгоритмов.

Вейвлет-анализ является одним из базовых подходов к спектральному анализу сигналов. Суть вейвлет-преобразования состоит в разложении сигнала по базису, сконструированному по определённой функции (вейвлету)[1]. При этом формируется несколько отдельных наборов коэффициентов, которые могут быть использованы с высокой степенью эффективности как для фильтрации изображения, так и в качестве источника ключевых точек для формирования сигнатуры объектов. Одномерные вейвлеты оперируют так называемым сдвигом (либо положением) и масштабом.

В рамках задач обработки изображений вейвлет-анализ сводится к вейвлет-преобразованию отдельных строк и столбцов пикселей. Таким образом в данном случае изображение трактуется как суперпозиция одномерных сигналов. Альтернативой данному подходу может служить двумерное вейвлет-преобразование которое имеет повышенную чувствительность по фиксированному количеству направлений. Однако в реальных задачах часто возникает необходимость анализа объектов имеющих произвольную ориентацию.

На данный момент уже существует довольно большое количество преобразований, включающих дополнительный параметр – ориентацию линейных сегментов. Данный класс преобразований базируется на синтезе вейвлет-преобразования и преобразования Радона. Входящие в эту группу преобразования требуют задания ориентации в качестве дополнительного параметра.

Риджлет-преобразование может быть рассмотрено как вейвлет анализ в области коэффициентов Радона от исходного изображения [2]. Коэффициенты полученные в результате риджлет-преобразования, как правило, содержат гораздо меньше шумов в силу того, что риджлеты ориентированы в первую очередь на протяжённые в пространстве структуры в отличие от вейвлетов, которые лучше подходят для обнаружения точечных всплесков. Кроме того, это свойство риджлет-преобразования делает его крайне эффективным при анализе изображений искусственных объектов, контуры которых образованы преимущественно прямыми отрезками. В отличие от вейвлет-преобразования, риджлет-анализ в ходе экспериментов позволил значительно снизить количество ошибок первого рода в ходе сегментации подвижных объектов посредством применения различных алгоритмов, основанных на вычитании фона и разности кадров только за счёт изменения алгоритма преобразования исходного изображения (то есть без дополнительного усложнения пороговых функций, применяемых к коэффициентам). Кроме того, снижение количества шумовых коэффициентов положительно сказывается на качестве формируемых на основе коэффициентов сигнатур объектов.

При проведении курвлет(кёрвлет)-преобразования, сначала производят вейвлет-преобразование исходного изображения, к каждому массиву коэффициентов которого применяется риджлет-преобразование [3,4]. Такой подход позволяет значительно повысить точность выделения ключевых контуров за счёт применения риджлет-анализа к более крупным масштабам изображения. Однако риджлет-преобразование наиболее высокого уровня детализации (то есть высокочастотные составляющие сигнала) склонно к формированию шумовых коэффициентов в той же степени, что и вейвлет-анализ.

Таким образом, все рассмотренные интегральные преобразования позволяют одновременно производить и фильтрацию изображения, и формирование сигнатур объектов на основе высокочастотных составляющих изображения. В ходе работы было произведено моделирование системы сопровождения объекта в системе Octave, в результате которого в качестве наиболее перспективного преобразования для решения задачи сопровождения объектов в заданных условиях было выбрано риджлет-преобразование.

Исследование поддержано проектом CERES. Centers of Excellence for young REsearchers (Reg.no. 544137-TEMPUS-1-2013-SK-JPHES),



Список использованных источников:

1. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам / И. Добеши – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001, -- 464 стр.
2. Candes E. Ridgelets: theory and applications / E. Candes – Stanford University, California, 1998, -- 121 p.
3. Minh N. The finite ridgelet transform for Image Representation / Do N. Minh // IEEE Transactions on Image Processing. 2003. -- № 1. – P. 16-28.
4. Candes E. Fast Discrete Curvelet Transforms / E. Candes – Stanford University, California, 2006, -- 44 p.

ОСОБЕННОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ АЛГОРИТМА JPEG ДЛЯ СЖАТИЯ СЫРЫХ БАЙЕРОВСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ, С УЧЁТОМ ПОСЛЕДУЮЩЕЙ ВИЗУАЛИЗАЦИИ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Шимановский И.А.

Воронов А.А. – к.т.н., доцент

Современные тенденции развития устройств записи изображений таковы, что происходит постоянный рост разрешения сенсоров. На сегодняшний день имеют широкое использование камеры способны снимать изображения Ultra HD качества (например, 4096 x 3072 пикселей)[1]. При двенадцатибитном формате RAW цветного изображения, размер занимаемый одним таким изображением, в Байеровском представлении, будет равен 576Мбит. Учитывая, что подавляющее большинство современных камер позволяют хранить изображения в RAW формате, становится очевидной необходимостью в сжатии таких изображений, для последующего хранения, передачи и визуализации пользователю на экран.

Все алгоритмы, направленные на уменьшение объема памяти, занимаемого изображением, базируются на предположении, что каждое изображение содержит избыточную информацию, которую можно отбросить или упростить в записи. В свою очередь избыточность информации можно поделить на несколько типов[2]:

- 1) статистическая избыточность – определяет избыточность, основанную на схожести или вычислимости данных на основе уже имеющейся информации;
- 2) визуальная избыточность – определяет избыточность, основанную на особенностях восприятия человеческим глазом или разностью в характеристиках снимаемого и отображаемого оборудования.

Исходя из классификации, приведенной выше, алгоритмы сжатия изображений могут делиться на два типа[2]:

- 1) сжатие без потерь – алгоритмы, при которых происходит уменьшение занимаемого объема памяти изображением. В дальнейшем существует возможность полного восстановления изображения к исходному состоянию;
- 2) сжатие с потерями – алгоритмы, при которых происходит сжатие изображения, с невозможностью восстановления к исходному состоянию. Полученное изображение после восстановления должно соответствовать критериям степени схожести, удовлетворяющим целям дальнейшего его использования.

На практике алгоритмы сжатия без потерь достигают коэффициентов сжатия от полтора до двух раз. В то время как алгоритмы сжатия с потерями способны достигать коэффициента сжатия от 2 до 25 раз. Учитывая, что RAW формат перед отображением на устройстве визуализации проходит дополнительные этапы обработки, которые могут вносить свои искажения, то использование максимального возможного сжатия не является приемлемым. Тем не менее следует подобрать максимальный коэффициент сжатия, при котором будет сохраняться допустимая степень отличия восстановленного изображения от исходного.

Подавляющее большинство современных устройств визуализации изображений, имеют восьмьбитный формат представления изображения на канал. Это, наряду с восприятием человеческого глаза, позволяет рассматривать алгоритмы сжатия с потерями, так как в двенадцатибитном RAW формате существуют дополнительные 4 младших бита информации, что даёт нам возможность повысить точность вычислений в старших битах на этапах сжатия и восстановления.

В качестве рассматриваемого алгоритма был выбран JPEG, так как он является самым простым, одним из самых быстрых и широко распространённым среди алгоритмов сжатия с потерями[3], а также позволяет относительно легко сделать аппаратную реализацию.

Для увеличения коэффициента сжатия, предполагается использовать разбиение Байеровского изображения на несколько тейлов, по одному на каждый канал. Плавность изменения значений между соседними пикселями является положительным показателем для увеличения степени сжатия JPEG