

МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ ПОТЕРЬ КАЧЕСТВА ГРАФИЧЕСКОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ ПРИ СЖАТИИ С ПОТЕРЯМИ, ОРИЕНТИРОВАННАЯ НА СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Лапшенков Е.М.

Московский государственный университет приборостроения и информатики

Аннотация

Данная статья посвящена разработке модели и основанного на ней метода для оценки потерь качества графического изображения после сжатия с потерями. Разработанный метод ориентирован на оценку ошибок распознавания границ объектов на графическом изображении и поэтому может быть использован при настройке кодеков изображения в системах машинного зрения.

Ключевые слова: машинное зрение, распознавание образов, сжатие с потерями, оценка потерь качества.

Введение

В системах машинного зрения возникает потребность хранить оцифрованные фотографические изображения. Известно, что такой тип данных занимает достаточное количество памяти, поэтому требуется архивирование (сжатие данных). Для этих целей обычно пытаются использовать методы сжатия без потерь, но из-за высокой энтропии данных фотографического изображения они часто малоэффективны. При использовании методов сжатия с потерями возникает опасность неправильного распознавания изображения, так как при больших степенях сжатия появляются значительные артефакты, способные исказить форму объектов на изображении и вызвать распознавание ложных объектов.

Следовательно, при использовании методов сжатия с потерями для архивирования фотографических изображений в системах машинного зрения требуется тонко настраивать используемые для этого кодеки (например, JPEG, JPEG 2000). Настройка должна осуществляться таким образом, чтобы достигалась максимальная степень сжатия при минимальных ошибках в распознавании объектов на изображении. Для того чтобы была практическая возможность производить данную настройку, требуется методика оценки потерь распознавания объектов на фотографическом изображении.

Целью данной статьи является предложить методике оценки потерь распознавания границ на фотографическом изображении после использования методов сжатия с потерями. Данная методика может быть полезна как при настройке кодеков изображения в системах машинного зрения, так и для оценки вносимых потерь на предварительных этапах обработки изображения (например, при фильтрации или при увеличении степени контрастности изображения).

Предлагаемая методика реализована с использованием функций распознавания границ объектов на графическом изображении среды MATLAB 7.7 R2008A[1].

1. Методы распознавания границ объектов и возможные ошибки при распознавании

Обзор методов распознавания границ

Очевидно, что для распознавания формы и других геометрических характеристик объектов требу-

ется распознать их границы. Существует значительное количество методов распознавания границ объектов на изображении, но в основном их можно разделить на две категории:

- методы, основанные на поиске локальных экстремумов производной первого порядка (по сути, локальных экстремумов градиента);
- методы, основанные на поиске точек пересечения нуля производной второго порядка.

В качестве примера к первой группе можно отнести: метод перекрестного оператора Робертса, метод Прюитта, метод Собеля, метод Кэнни; ко второй группе можно отнести методы, основанные на нахождении корней оператора Лапласа, в частности, метод Марра-Хилдрета.

Данное множество объясняется разными типами фильтров, используемых для предварительного сглаживания изображения и вычисления градиентов. Более подробно о методах распознавания границ можно прочитать в источниках [2, 3]. При подготовке материала данной статьи автор использовал модели данных методов, реализованные в Image Processing Toolbox™ среды MATLAB 7.7 R2008.

Ошибки распознавания границ

Ошибки распознавания границ объектов на графическом изображении после сжатия с потерями можно разбить на три категории:

- граница не распознана;
- распознана фиктивная граница;
- граница распознана с геометрическими отклонениями.

Ошибки из первой категории возможны при чрезмерном сглаживании изображения, например при сжатии, основанном на вейвлет-методах.

Ошибки из второй категории могут быть следствием таких артефактов сжатия с потерями, как, например, «шумовые ореолы» при использовании кодека JPEG.

Третья категория ошибок может быть следствием даже незначительного изменения соотношения яркости и контрастности отдельных областей изображения. Как правило, ошибки данной категории вносят незначительную погрешность в распознавание геометрических параметров объектов на изображении, если эти отклонения невелики (1-2 пикселя).

2. Модель оценки потерь при распознавании границ

Известные методы оценки потерь качества изображения

Методов оценки потерь качества изображения в результате сжатия с потерями известно много. Чаще всего они основаны на вычислении погрешностей значения пикселей изображения, восстановленного после сжатия, по отношению к значениям пикселей исходного изображения и последующем статистическом анализе этих погрешностей. Обычно на практике используют метод среднеквадратичной ошибки. При его использовании мерой количественной оценки потери качества является среднеквадратичное отклонение значений пикселей, которое вычисляется по формуле:

$$d(A, B) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1, j=1}^{w, h} (A(i, j) - B(i, j))^2}{h * w}}, \quad (1)$$

где A и B – двумерные массивы, описывающие исходное и восстановленное после сжатия изображение размером $w \times h$.

Также часто используют метод «оценки отношения сигнала к шуму», который обычно именуется PSNR-метод [4] (peak-to-peak signal-to-noise ratio-PSNR). При использовании данного метода мера оценки потери качества изображения вычисляется по формуле:

$$d(A, B) = 10 * \log_{10} \left(\frac{D^2 * h * w}{\sum_{i=1, j=1}^{h, w} (A(i, j) - B(i, j))^2} \right), \quad (2)$$

где A и B – двумерные массивы, описывающие исходное и восстановленное после сжатия изображение размером $w \times h$. D – максимально возможное значение пикселя, которое можно рассчитать как:

$$D = 2^n - 1, \quad (3)$$

где n – разрядность двоичного числа, описывающего пиксель.

Вычисленная мера имеет логарифмический масштаб и отражает отношение максимально возможного значения сигнала к его среднеквадратичной погрешности. Отметим, что в случае полноцветного изображения, когда используется многокомпонентная система цветопередачи (RGB, YUV, YCrCb), вышеуказанные меры потерь качества вычисляются для каждого компонента отдельно. Также в некоторых случаях при оценке потерь качества специфических изображений эти меры могут вычисляться не для всего изображения, а для отдельных критичных областей.

Приведённые выше методы оценки потерь качества достаточно просты и понятны, они дают представление о средней степени искажения изображения после сжатия с потерями, но, к сожалению, малоприспособны при настройке кодеков и фильтров в

системах машинного зрения. Так как не дают чёткого представления об искажении формы объектов на графическом изображении и критичности этих искажений при распознавании объектов.

Представление об этом могут дать методы, основанные на сравнении структуры изображений, исходного и восстановленного после сжатия. К таким методам относятся SSIM (Structural Similarity Index Method) [5], MSSSIM (Structural Similarity Index Method) [6], 3SSIM (3-Component SSIM) [7]. При SSIM вычисляются три коэффициента: $l(x, y)$ – коэффициент подобия по яркости изображений x и y , $c(x, y)$ – коэффициент подобия по контрастности изображений x и y , $s(x, y)$ – коэффициент подобия по структуре изображений x и y . Далее эти коэффициенты перемножаются с учётом степеней значимости:

$$d(x, y) = [l(x, y)]^\alpha * [c(x, y)]^\beta * [s(x, y)]^\gamma. \quad (4)$$

Подробно способы вычисления каждого из указанных коэффициентов представлены в источнике [10].

Развитием SSIM является метод 3SSIM [7], опубликованный весной 2010 года. В отличие от классического SSIM, при использовании 3SSIM изображение разбивается на три типа областей:

- Области границ («Edge regions»);
- Области текстур («Texture regions»);
- Область гладких поверхностей («Smooth regions»).

Решение о принадлежности каждого конкретного пикселя к области одного из вышеуказанных типов принимается на основании значения магнитуды градиента, вычисленной методом Собеля. Далее для каждого типа областей производится расчёт вышеуказанных коэффициентов, как в классическом методе SSIM.

Однако полученные SSIM коэффициенты для областей границ не дают точного представления об ошибках распознавания границ объектов на изображении, восстановленном после сжатия с потерями.

Далее предлагается модель, ориентированная на оценку достоверности распознавания объектов на изображении в системах машинного зрения.

Модель оценки потерь распознавания границ при разных параметрах сжатия изображения

Одна из возможных моделей оценки потерь качества изображения при сжатии, ориентированная на системы машинного зрения и основанная на сравнении полей дельта-кода, предлагалась автором ранее [8]. Но она, как и вышеуказанный 3SSIM метод, не даёт точного представления об ошибках распознавания границ объектов на изображении. В данной статье оценку потерь распознавания границ объектов предлагается производить путём сравнения полей распознанных границ исходного (не сжатого) изображения и его же, сжатого с определёнными параметрами. Схематично модель процесса изображена на рис. 1.

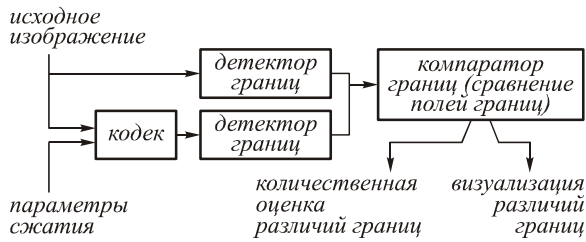


Рис. 1. Модель оценки потерь распознавания границ после сжатия изображения с потерями

Параметры сжатия специфичны для каждого конкретного кодера изображения. Детектор границ объектов может быть любым, в частности, одним из упомянутых в разделе 1. Но обязательно, чтобы и для исходного, и для сжатого изображений применялся один и тот же детектор границ с одинаковыми параметрами. А также, чтобы он соответствовал детектору границ, используемому в системе машинного зрения, для которой ведётся оценка ошибок распознавания.

Методика сравнения полей границ объектов, полученных в результате их распознавания на исходном и сжатом изображении, условно названа «компаратор границ». В результате сравнения мы должны получить визуализацию различий полей границ. Это полезно при субъективном анализе искажений распознанных границ. А также количественную оценку в виде набора коэффициентов, отражающих отличие поля границ сжатого изображения и исходного. По сути, данные коэффициенты будут количественной оценкой потерь распознавания границ в результате проявления артефактов. Она может быть использована для автоматической настройки параметров сжатия конкретного изображения в системах машинного зрения, а также для формирования статистических баз данных, содержащих экспериментальную информацию об ожидаемых искажениях для разных классов изображений.

Визуализация различий границ

Обычно детекторы границ в качестве результата возвращают битовое поле, где точки границ обозначены битами со значением «1», а остальным точкам соответствуют биты со значением «0». Поэтому при использовании для визуализации цветового пространства RGB было бы весьма логично поле границ исходного изображения размещать в одном цветовом слое (например, в G – зелёном), а поле границ сжатого изображения в другом цветовом слое (например, в R – красном). Очевидно, что при этом в случае наложения точек границ в результате смешения цветов мы получим отличный от этих слоёв цвет. В ходе подготовки статьи было проведено несколько экспериментов по подбору цветовых слоёв в цветовом пространстве RGB для визуализации границ объектов исходного и сжатого изображений, но их наглядность для отыскивания различий оказалась невысокой. Поэтому был предложен следующий алгоритм для визуализации:

– если точка присутствует (кодирована «1») в поле границ и на исходном, и на сжатом изображении, то она визуализируется белым цветом (или чёрным, если фон выбран белым);

– если же она присутствует только в поле границ исходного изображения, то отображается синим цветом;

– если она отсутствует в поле границ исходного изображения, но присутствует в поле границ сжатого изображения, то визуализируется красным цветом.

Проводя параллель с возможными ошибками, перечисленными в первом разделе, можно сказать, что синим цветом будут маркированы нераспознанные на сжатом изображении границы, а красным – фиктивно распознанные границы. Если распознанная граница сместилась на несколько пикселей, то будут наблюдаться рядом расположенные синия и красная линии. Тем самым может быть субъективно оценен характер и закономерность геометрического искажения распознанных границ.

Количественная оценка

Самый простой вариант количественной оценки, который можно применить, это подсчитать все пиксели, в которых обнаружено несоответствие между полем границ исходного изображения и полем границ сжатого изображения:

$$k = \sum_{i=1, j=1}^{h, w} \begin{pmatrix} 1, B(i, j) \neq A(i, j) \\ 0, B(i, j) = A(i, j) \end{pmatrix}. \quad (5)$$

Здесь h и w – высота и ширина поля границ изображений в пикселях (соответствуют высоте и ширине исходных изображений); A и B – двумерные массивы, описывающие поля распознанных границ исходного и сжатого изображения. Полученное значение отражает общее количество ошибок, но не отражает их характер. При обсуждении визуализации отдельно были выделены две ситуации несоответствия полей границ:

– граница нераспознавана на сжатом изображении, то есть «потеряна»;

– граница распознавана на сжатом изображении, но на исходном отсутствует, то есть «приобретена» фиктивная граница.

Таким образом, количественную оценку потерь при сжатии можно дать в виде двух числовых значений: одно из них k_{loss} будет соответствовать количеству пикселей «потерянной» границы, а другое k_{fict} – количеству пикселей фиктивной границы. Расчёт этих значений может быть произведён по следующим формулам:

$$k_{loss} = \sum_{i=1, j=1}^{h, w} \begin{pmatrix} 1, B(i, j) < A(i, j) \\ 0, B(i, j) \geq A(i, j) \end{pmatrix}, \quad (6)$$

$$k_{fict} = \sum_{i=1, j=1}^{h, w} \begin{pmatrix} 1, B(i, j) > A(i, j) \\ 0, B(i, j) \leq A(i, j) \end{pmatrix}. \quad (7)$$

Требуется уточнить, что элементы двумерных массивов A и B , описывающих поля границ, могут принимать значения «1» и «0», как уже ранее говорилось, поэтому данные выражения математически справедливы. При этом очевидно, что

$$k = k_{loss} + k_{fict}. \quad (8)$$

Получаемые таким образом значения даже при небольших искажениях объектов будут не нулевыми. А главный недостаток такой оценки в том, что она не учитывает небольших пространственных отклонений распознанных границ. Данное отклонение приведёт к приращению и k_{loss} , и k_{fict} , хотя оно менее критично, чем появление фиктивной границы случайным образом или полная потеря отдельных элементов действительной границы. Поэтому предлагается вычислять значение k_{shift} , отражающее количество смещений точек границы на один пиксель. И не учитывать смещение точек границы на один пиксель при вычислении k_{loss} и k_{fict} .

Для вычисления k_{shift} предложен специальный алгоритм. В соответствии с ним k_{shift} , k_{loss} и k_{fict} вычисляются за два прохода.

В первом проходе вычисляются значения k_{loss} и k_{shift} . При обходе полей границ для каждой точки проверяется условие:

$$B(i, j) < A(i, j). \quad (9)$$

Если условие выполняется для точки с координатами n и m , то в её окрестностях проверяют выполнение обратного условия:

$$B(i, j) > A(i, j). \quad (10)$$

Порядок обхода окрестных точек показан на рис. 2.

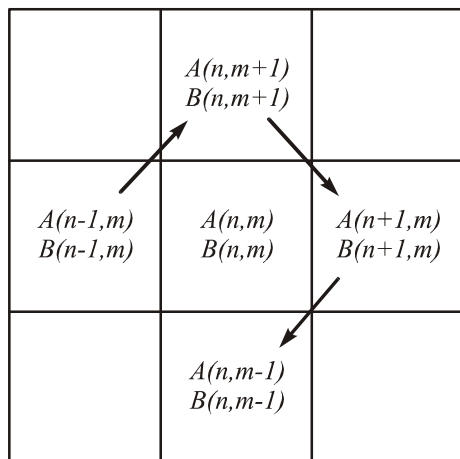


Рис. 2. Порядок обхода окрестных пикселей при вычислении коэффициентов k_{loss} и k_{shift}

Если в порядке обхода найдена точка, удовлетворяющая условию (10), то обход прекращается, коэффициент k_{shift} увеличивается на 1, для найденной окрестной точки и точки с координатами n и m элементы битовых полей границ обнуляются.

Если в порядке обхода не найдена точка, удовлетворяющая условию (10), то на 1 увеличивается коэффициент k_{loss} .

При втором проходе рассчитывается k_{fict} в соответствии с выражением (7), при этом используются поля, изменённые при первом проходе.

Полученные значения соответствуют абсолютным количествам ошибок и при одинаковой потере качества изображений, имеющих разную сложность графических образов, будут разные. Поэтому их требуется представить в виде относительных частот каждой ошибки, которые рассчитываются по формулам:

$$N(k_{shift}) = \frac{k_{shift}}{n}, \quad (11)$$

$$N(k_{loss}) = \frac{k_{loss}}{n}, \quad (12)$$

$$N(k_{fict}) = \frac{k_{fict}}{n}. \quad (13)$$

Здесь n – количество пикселей, в которых на исходном или на восстановленном после сжатия изображении определена граница. Его можно рассчитать по формуле (14).

$$n = \sum_{i=1, j=1}^{h, w} \left(\begin{matrix} 1, (A(i, j) = 1) \vee (B(i, j) = 1) \\ 0 \end{matrix} \right). \quad (14)$$

В результате количественная оценка представлена тремя показателями:

$N(k_{shift})$ – относительная частота «сдвига границы на один пиксель» (наименее критичная ошибка);

$N(k_{loss})$ – относительная частота потери границы;

$N(k_{fict})$ – относительная частота приобретения ложной границы.

3. Реализация модели оценки потерь

Реализация описанной модели произведена в виде функции среды MATLAB, прототип данной функции:

```
function[N_Kloss,N_Kfict,N_Kshift,Res]=
=EdgeCompare_B(A,B,h,l)
```

Аргументами данной функции являются: двумерные массивы A и B , описывающие исходное и восстановленное изображения соответственно и их параметры h и l – размер данных массивов по вертикали и горизонтали соответственно.

Возвращает данная функция три значения, соответствующие относительным частотам ошибок $N_{K_{loss}}$, $N_{K_{fict}}$ и $N_{K_{shift}}$, вычисленных по описанной методике и являющихся количественной оценкой потерь. А также трёхмерный массив Res размером $h \times l \times 3$. Он может быть визуализирован при помощи функции *imshow* среды MATLAB как RGB-изображение, отображающее ошибки распознавания границ на восстановленном после сжатия изображении относительно исходного.

Выбор тестовых изображений

В качестве тестовых изображений предлагается использовать как синтезированное изображение, так и реальные фотографические изображения, с которыми оперируют системы автоматической оптической дефектоскопии печатных плат. Примеры об-

разцов реального фотографического изображения (фотореалистичного изображения), использованных для тестирования предложенного метода, изображены на рис. 3а, 3б.

Методики синтеза тестовых изображений для оценки эффективности алгоритмов обнаружения границ были предложены в [9]. В данном источнике предлагаются объекты с деформацией границ по случайному закону. В настоящей статье предлагаются тестовые изображения, границы базового объекта на котором построены в соответствии с уравнением окружности.

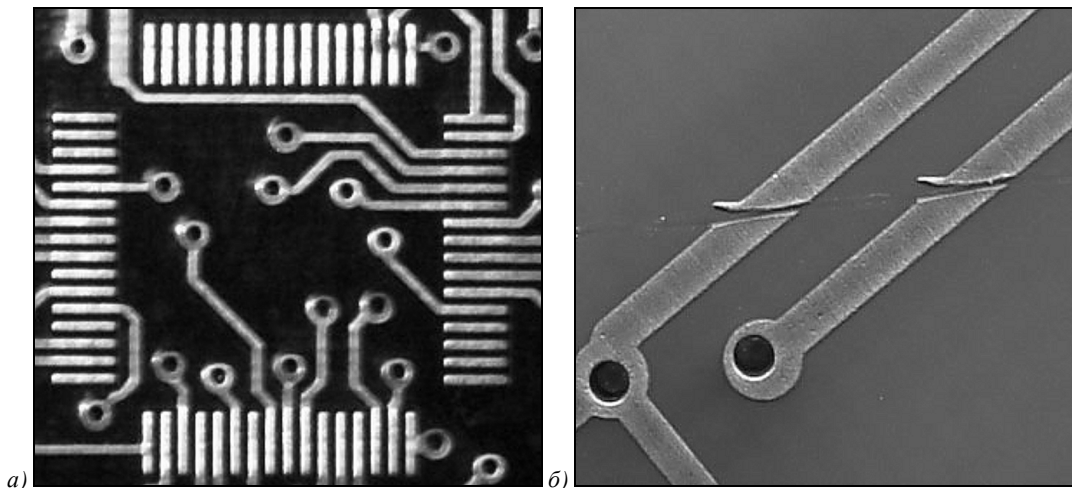


Рис. 3. Фрагменты фотореалистичных изображений, предложенных в качестве тестовых

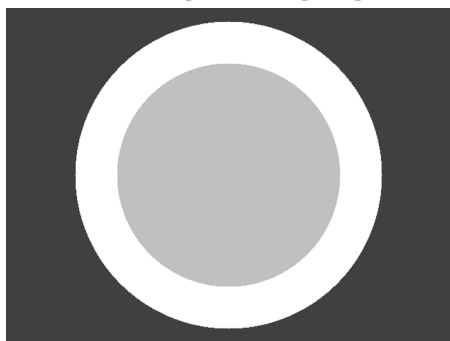


Рис. 4. Синтезированное изображение, предложенное в качестве тестового

Тестирование метода

В ходе тестирования метода предлагается на выбранных тестовых изображениях произвести замеры потерь качества предложенным методом при сжатии этих изображений кодеком JPEG с различными параметрами. Сравнить эти замеры с замерами, полученными методом 3SSIM. Оценить, насколько объективно замеры потерь качества предложенным методом и 3SSIM методом отражают возможность ошибок при распознавании объектов в системах машинного зрения.

Известно, что задаваемым параметром качества для кодека JPEG является матрица квантования коэффициентов дискретного косинусного преобразования [10]. Данная матрица имеет размер 8×8 (64 элемента). Однако заполнять каждый элемент

Одно из подобных изображений представлено на рис. 4. Оно было синтезировано как растровое в среде MATLAB. При синтезе изображения были заданы следующие параметры:

- полутоновое изображение (256 оттенков серого цвета) размером 640×480 пикселей;
- яркость базового объекта «кольцо» выбрана максимальной $y_b=255$. Яркости внешней и внутренней областей выбраны таким образом, чтобы с внешней областью базовый объект имел высокую контрастность, а с внутренней – низкую. В данном случае $y_1 = 64$, а $y_2 = 192$.

матрицы отдельно требуется только при очень тонкой настройке. Обычно она заполняется в зависимости от единственного параметра, задаваемого пользователем. В среде MATLAB матрицу квантования определяет параметр *quality*. Именно зависимость потерь качества от этого параметра предлагается определить в ходе тестирования метода.

В качестве детектора границ при тестировании предлагается использовать алгоритм на базе метода Кенни [11]. Однако если предлагаемый метод будет использоваться для настройки кодека в реальной системе идентификации границ объектов, то для выделения границ требуется применять именно тот метод, который используется в данной системе.

По результатам тестирования были построены графики, отражающие зависимость относительных частот ошибок распознавания границ $N(k_{shift})$, $N(k_{loss})$, $N(k_{fict})$ от параметра *quality*. Графики на рис. 5, 6 соответствуют тестированию на фотореалистичных изображениях (рис. 3а, 3б соответственно). График на рис. 7 соответствует тестированию на синтезированном изображении (рис. 4).

На всех трёх графиках замечены следующие особенности:

- относительная частота ошибок, характеризуемых сдвигом границы $N(k_{shift})$, сильно возрастает при *quality* ниже 30;
- при *quality* ниже 10 сильно возрастают относительные частоты всех ошибок.

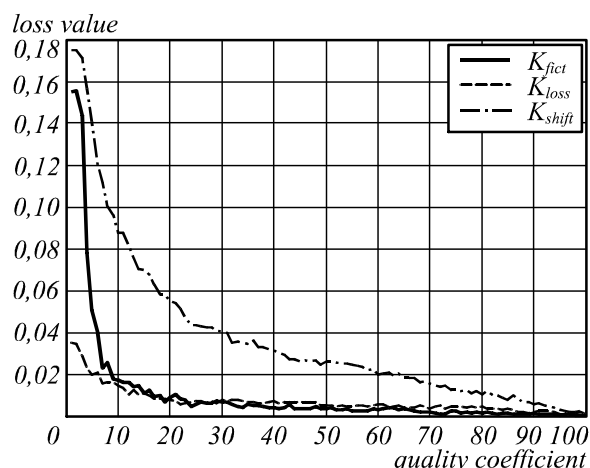


Рис. 5. Зависимость относительных частот ошибок от параметра «quality» для фотореалистичного изображения (рис. 3а)

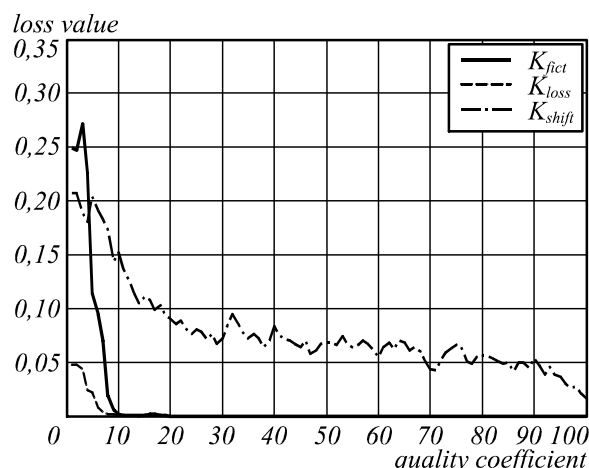


Рис. 7. Зависимость относительных частот ошибок от параметра «quality» для синтезированного изображения (рис. 4)

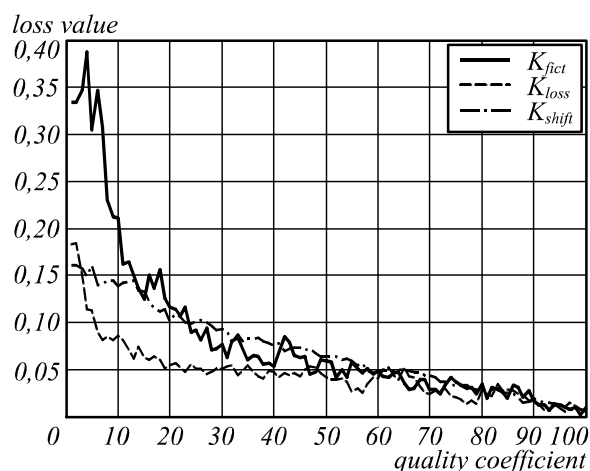


Рис. 6. Зависимость относительных частот ошибок от параметра «quality» для фотореалистичного изображения (рис. 3б)

Далее произведём замеры потерь качества при значении параметра *quality*: 100 (максимальное качество), 75 (показатель качества по умолчанию), 30, 10.

Для замеров используем реализацию метода 3SSIM, присутствующую в программе MSU Video Quality Measurement Tool 2.7.3 FREE, и функцию, разработанную в среде MATLAB, реализующую предложенный метод.

При использовании метода 3SSIM результатом является мера подобия восстановленного после сжатия с потерями изображения и исходного изображения, которая может принимать значения от 0 до 1, а предложенный в статье метод возвращает в качестве результата меры ошибок (так же принимающих значения от 0 до 1). Поэтому для объективной оценки предлагается в качестве результата замера методом 3SSIM использовать значение $1 - K_{3SSIM}$, полагая, что полученная величина отражает значение ошибки. Результаты замеров сведём в табл. 1.

Таблица 1. Замеры показателей качества

Изображение	Quality	Относительные частоты ошибок распознавания границ			Показатель $1 - K_{3SSIM}$
		$N(k_{fict})$	$N(k_{loss})$	$N(k_{shift})$	
Фотореалистичное изображение (рис. 3а)	100	0,0003	0,0004	0,0017	0
	75	0,0014	0,003	0,0119	0,008
	30	0,0045	0,0062	0,0397	0,022
	10	0,0115	0,0113	0,087	0,054
Фотореалистичное изображение (рис. 3б)	100	0	0,009	0,0036	0
	75	0,0104	0,0143	0,0213	0,017
	30	0,0177	0,0629	0,0653	0,047
	10	0,0658	0,0612	0,1359	0,125
Синтезированное изображение (рис. 4)	100	0	0	0,0156	0,139
	75	0	0	0,066	0,148
	30	0	0	0,0724	0,18
	10	0,0012	0,0004	0,1519	0,249

На основании данных замеров можно сделать следующий вывод: разработанный метод в отличие от существующего 3SSIM метода детализирует возникающие ошибки по трём категориям, а 3SSIM ме-

тод даёт обобщённое значение. Этого значения не всегда достаточно для объективной оценки последствий потерь при обработке изображения в системах машинного зрения.

Так, для тестового изображения (рис. 4) при *quality*, равном 10, показатель K_{SSIM} равен 0,751, то есть ошибка составит 0,249. Но распознавание положения и формы кольца будут выполнены с незначительной погрешностью, так как при оценке относительной частоты ошибок доминируют ошибки сдвига границы, а остальные ошибки незначительны.

Или иной случай, при сжатии тестового изображения (рис. 3б) с параметром *quality*, равным 30, ошибка, вычисленная методом 3SSIM, составит 0,047, однако при анализе изображения в системах оптической дефектоскопии могут быть ошибки при выявлении дефектов, так как при таком значении параметра *quality* появляются ложные границы (рис. 8).

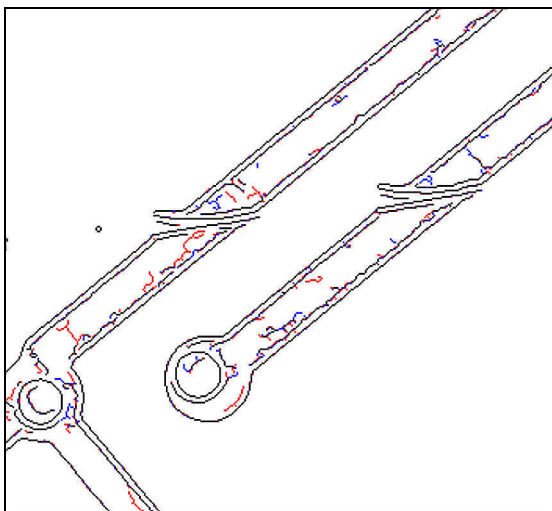


Рис. 8. Визуализация ошибок распознавания контуров объектов на тестовом изображении (рис. 3б). Фиктивные границы обозначены красным цветом, потерянные – синим

Заключение

Существует множество методов для оценки потери качества изображения после сжатия с потерями, но все они ориентированы на визуальное качество, то есть на восприятие человеческим глазом. Следует отметить, что в современных системах автоматизации технологических процессов всё чаще изображения обрабатываются системами машинного зрения, которые воспринимают и анализируют образы по-иному, чем человеческий мозг. Отличительной особенностью предложенного в статье метода является то, что он, в первую очередь, ориентирован на оценку потери качества изображения, учитывающую особенности восприятия образов в системах машинного зрения. Возможно, в дальнейшем предложенный метод может быть расширен с учётом других особенностей восприятия образов, помимо выделения границ объектов, в данных системах.

Благодарности

Автор выражает благодарность лаборатории «Graphics&Media Lab» Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова и администрации сайта www.compression.ru за возможность

бесплатного приобретения некоммерческой версии программного обеспечения MSU Video Quality Measurement Tool 2.7.3 FREE, которое было использовано при подготовке материала данной статьи.

Литература

1. **Дьяконов, В.** MATLAB R2006/2007/2008 + Simulink 5/6/7. Основы применения. Самое подробное описание последних версий MATLAB, новые возможности Simulink / В. Дьяконов. – М.: Солон-Пресс, 2008. – 799 с.
2. **Parker, J.R.** Algorithms for Image Processing and Computer Vision / J.R. Parker. – New York: John Wiley & Sons, Inc., 1997. – P. 23-29.
3. **Lim, J.S.** Two-Dimensional Signal and Image Processing / J.S. Lim. – Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1990. – P. 478-488.
4. **Ватолин, Д.С.** Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео / Д. Ватолин, А. Ратушняк, М. Смирнов, В. Юкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2003. – 384 с.
5. **Wang, Z.** Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity / Z. Wang, A.C. Bovik // IEEE Transactions on image processing. – 2004. – N 4 – P. 600-612.
6. **Wang, Z.** Multi-scale structural similarity for image quality assessment / Z. Wang, E.P. Simoncelli, A.C. Bovik. – Proceedings of 37th IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific group, 2003.
7. **Bovik, A.C.** Content-weighted video quality assessment using a three-component image model / A.C. Bovik, Ch. Li // Journal of Electronic Imaging. – 2010. – Vol. 19(1). – P. 011003-1–011003-9.
8. **Лапшенков, Е.М.** Возможные методы оценки потерь при сжатии изображения в системах оптической дефектоскопии / Е.М. Лапшенков // Сборник трудов научной конференции МГУИИ «Актуальные проблемы приборостроения, информатики и социально-экономических наук», 2010. – С. 52-56.
9. **Сирота, А.А.** Двухэтапный алгоритм обнаружения и оценивания границ объектов на изображениях в условиях аддитивных помех и деформирующих искажений / А.А. Сирота, А.И. Соломатин, Е.В. Воронова // Компьютерная оптика. – 2009. – Т. 34, №1. – С. 109-117.
10. Information technology – digital compression and coding of continues – tone still images – requirements and guidelines // International telecommunication union. – 1992.
11. **Canny, J.** A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – N 6. – P. 679-698.

References

1. **Dyakonov, V.** MATLAB R2006/2007/2008 + Simulink 5/6/7. Using foundations. Most detailed description of last versions of MATLAB, new features of simulink / V. Dyakonov. – Moscow: “Solon-Press” Publisher, 2008. – 799 p.
2. **Parker, J.R.** Algorithms for Image Processing and Computer Vision / J.R. Parker. – New York: John Wiley & Sons, Inc., 1997. – P. 23-29.
3. **Lim, J.S.** Two-Dimensional Signal and Image Processing / J.S. Lim. – Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1990. – P. 478-488.
4. **Vatolin, D.S.** Data compression methods. Structure of archivers, compression of images and video / D. Vatolin, A. Ratushnyak, M. Smirnov, V. Yukin. – Moscow: “Dialog-MIFI” Publisher, 2003. – 384 p. – ISBN 5-86404-170-x. – (in Russian).
5. **Wang, Z.** Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity / Z. Wang, A.C. Bovik

- // IEEE Transactions on image processing. – 2004. – N 4 – P. 600-612.
6. **Wang, Z.** Multi-scale structural similarity for image quality assessment / Z. Wang, E.P. Simoncelli, A.C. Bovik. – Proceedings of 37th IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific group, 2003.
 7. **Bovik, A.C.** Content-weighted video quality assessment using a three-component image model / A.C. Bovik, Ch. Li // Journal of Electronic Imaging. – 2010. – Vol. 19(1). – P. 011003-1–011003-9.
 8. **Lapshenkov, E.M.** Possible methods of loss rating after image compression in optical flow detection systems / E.M. Lapshenkov. – Collected papers of scientific conference «Relvant problems of instrument-making, of information science, of socio-economic sciences», 2010. – P. 52-56.
 9. **Sirota, A.A.** Two-staged algorithm for detecting and rating the object cutout on the images in case of additive noise and deformed distortions / A.A. Sirota, A.I. Solomatina, E.V. Voronova // Computer Optics. – 2010. – Vol. 34, N 1. – P. 109-117.
 10. Information technology – digital compression and coding of continuous – tone still images – requirements and guidelines // International telecommunication union. – 1992.
 11. **Canny, J.** A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – N 6. – P. 679-698.

MODEL FOR QUALITY LOSS RATING OF GRAPHIC IMAGE AFTER LOSSY COMPRESSION, FOCUSED ON IMAGE RECOGNITION SYSTEMS

E.M. Lapshenkov

Moscow State University of Instrument Engineering and Computer Sciences

Abstract

This article is devoted to development of model, and model-based method for quality loss rating of graphic image after lossy compression. Developed method is focused on rating of errors of objects edge detection on graphic image, and so it can be used at adjustment of image codec in machine vision systems.

Key words: machine vision, object recognition, lossy compression, quality loss rating.

Сведения об авторе



Лапшенков Евгений Михайлович, 1985 года рождения. В 2007 году с отличием окончил Московский государственный университет приборостроения и информатики (МГУПИ) по специальности «Приборостроение» (200101). На данный момент является аспирантом заочной формы обучения кафедры «ПР-6» МГУПИ и ведущим инженером-электронщиком ООО «Систел». Читает курс по дисциплине САПР в Серпуховском филиале МГУПИ. В рамках курса разработал лабораторный практикум по изучению автоматизированных систем проектирования устройств на печатной плате (P-CAD, CAM 350). Область научных интересов: автоматизация проектирования и производства в области приборостроения, прикладное применение систем машинного зрения для автоматизации.

E-mail: elapshenkov@mail.ru.

Evgeniy Michailovich Lapshenkov, (b. 1985) graduated with honors (2007) from Moscow State University of Instrument Engineering and Computer Sciences(MGUPI) by profession of Instrument Engineering. At the moment, he is correspondence post-graduate student of “PR-6” chair of MGUPI and principal electronics engineer of Systel LLC (Russian). He gives a course about CAD systems at Serpukhov’s branch of MGUPI. Within the bounds of this course, the laboratory training has been developed about EDA systems(P-CAD, CAM 350). The areas of my research interests are focused on automation of designing and manufacture in instrument-making industry, on applied using of machine vision systems for automation of manufacture.

Поступила в редакцию 28 марта 2011 г.