

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ВНОСИМЫХ ИСКАЖЕНИЙ ПРИ СЖАТИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПОТЕРЯМИ

*КРИВЕНКО С.С., ЗРЯХОВ М.С., ЛУКИН В.В.*

Анализируется зависимость среднеквадратической ошибки (СКОш) искажений, вносимых при сжатии изображений с потерями от шага квантования для современного кодера на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) и схемы разбиения. Показывается, что поведение зависимости определяется как степень сложности (насыщенностью) изображения, так и характеристиками помех, которые могут присутствовать на сжимаемом изображении. Предлагаются метод и средства прогнозирования СКОш, позволяющие выбирать шаг квантования с учетом требований к уровню вносимых искажений.

**Ключевые слова:** сжатие с потерями, изображение с шумом, ДКП, прогнозирование.

**Key words:** lossy compression, noisy image, DCT, prediction.

### Введение

С помощью современных систем формирования изображений различного назначения получают все больший объем данных, которые необходимо передавать, обрабатывать и хранить [1, 2]. Как при подготовке данных к передаче, так и при их подготовке к хранению часто используют сжатие изображений [2, 3]. При этом, в принципе, возможно применение методов как сжатия без потерь, так и сжатия изображений с потерями. Для методов сжатия без потерь достигаемые значения коэффициента сжатия (КС) обычно малы и не удовлетворяют требованиям. Поэтому приходится использовать методы сжатия с потерями.

Эту группу методов характеризуют зависимостью (rate distortion curve – RDC) между параметром (метрикой, количественным критерием), описывающим вносимые искажения (потери), который рассчитывается между сжатым и исходным изображением, и КС или параметром, определяющим КС [1-3]. На практике могут возникать разные задачи, связанные с этой зависимостью: 1) выбрать наилучший метод сжатия, 2) обеспечить заданный КС, 3) обеспечить качество сжатого изображения не хуже, чем заданное, в соответствии с выбранным критерием.

Что касается выбора наилучшего метода сжатия, то здесь приходится учитывать не только RDC, но и такие аспекты, как соответствие стандартам, быстродействие, особенности практической реализации используемого ортогонального преобразования. Отметим, что в настоящее время разработа-

ны методы сжатия изображений, которые существенно лучше, чем стандарт JPEG2000 [4, 5]. Одним из них является метод [5], основанный на использовании оптимизированной схемы разбиения, адаптированной к контенту изображения, и ДКП в блоках разного размера. Существенный выигрыш в соответствии с такими критериями как СКОш или пиковое отношение сигнал-шум (ПОСШ) при фиксированном КС достигается обычно для изображений средней и низкой сложности (насыщенности) [4] благодаря использованию блоков большого размера для однородных фрагментов изображений и блоков меньшего размера для окрестностей границ или малоразмерных объектов. Преимуществом кодера ADCT [5] (доступен для бесплатного скачивания на сайте <http://ponomarenko.info/adct.htm>) является больший КС при одном и том же уровне (СКОш или ПОСШ) вносимых искажений, где выигрыш по КС может достигать десятков процентов в сравнении с JPEG и JPEG2000.

Что касается второй и третьей задач, то обеспечение желаемого КС, безусловно, проще всего выполняется JPEG2000 и аналогичными ему методами сжатия. Впрочем, для методов сжатия на основе ДКП задача обеспечения заданного КС была решена в работе [6].

Обеспечение желаемых СКОш или ПОСШ – задача более сложная. Ее легко решить, если нет ограничений на временные и вычислительные затраты [4, 7]. Достаточно выполнить итерационную процедуру компрессии-декомпрессии с контролем значения анализируемой метрики и соответствующим изменением в нужную сторону параметра, управляющего сжатием – bpp (bits per pixel) для JPEG2000 или шага квантования (ШК) для кодеров на основе ДКП.

Недостаток такой процедуры состоит в том, что в начале обработки не ясно, сколько итераций понадобится. Поэтому временные затраты на сжатие могут быть достаточно большими, особенно если используемый метод (алгоритм) сжатия является не быстрым. Для кодера ADCT [5] этот недостаток проявляется в заметной степени, поскольку сжатие требует определенных затрат на оптимизацию схемы разбиения.

Поэтому *цель данного исследования* состоит в разработке метода и алгоритмов обеспечения желаемого СКОш (или ПОСШ) для кодера ADCT [5]. При этом учитывается, что сжимаемое изображение может быть как «чистым», т. е. таким, на котором шум практически отсутствует или, по крайней

мере, визуально незаметен, так и искаженным помехами. В этом случае сжатие с потерями имеет специфику [8, 9] - оно приводит к эффекту своеобразной фильтрации и возможному наличию оптимальной рабочей точки (ОРТ) [9, 10], где под ОРТ понимаются такие значения параметров сжатия, что сжатое изображение является максимально близким к истинному изображению (без помех) и более близким, чем исходное изображение с помехами. Близость можно характеризовать как традиционными метриками (СКОш или ПОСШ), так и метриками визуального качества [10].

### 1. Особенности сжатия изображений с потерями

Прежде всего, рассмотрим традиционный подход к получению RDC и ее анализу. Представим себе, что имеется изображение  $I_{ij}^n, i=1, \dots, N_1, j=1, \dots, N_2$ , где  $i$  и  $j$  - индексы пикселей,  $N_1 N_2$  - общее количество пикселей. После сжатия этого изображения с потерями получаем  $I_{ij}^c, i=1, \dots, N_1, j=1, \dots, N_2$ , которое отлично от исходного изображения  $I_{ij}^n, i=1, \dots, N_1, j=1, \dots, N_2$ , т.е. в исходное изображение внесены искажения. Самый простой и обычный способ описывать эти искажения - вычислить

$$\text{СКОш } \text{MSE}_{nc} = \frac{1}{N_1 N_2 - 1} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (I_{ij}^n - I_{ij}^c)^2 \quad \text{или} \quad \text{ПОСШ}$$

$\text{PSNR}_{nc} = 10 \lg(255^2 / \text{MSE}_{nc})$ . При увеличении ШК или КС СКОш монотонно возрастает, а ПОСШ, соответственно, монотонно убывает.

Приведем примеры некоторых зависимостей, полученных для кодера ADCT для трех тестовых изображений, показанных на рис. 1. Отличия этих тестовых изображений состоят в степени сложности или насыщенности (изображение Airfield является более сложным, чем Frisco) и в том, что рассматриваются два варианта изображения Frisco - без шума и с аддитивным белым гауссовым шумом со среднеквадратичным отклонением  $\sigma=10$ .

Зависимость  $\text{MSE}_{nc}$  от ШК приведена на рис. 2,а. Хорошо видно, что все три зависимости являются монотонно возрастающими, но ведут себя по-разному. Значения  $\text{MSE}_{nc}$  для тестового изображения Frisco без шума являются наименьшими, начиная с малых значений ШК. Для двух других тестовых изображений кривые ведут себя примерно одинаково для  $\text{ШК} < 15$ , а затем «расходятся» - для тестового изображения Airfield рост  $\text{MSE}_{nc}$  более быстрый. При этом для  $\text{ШК} < 15$  возрастание  $\text{MSE}_{nc}$  примерно квадратичное, а затем более медленное. Таким образом, вид зависимости  $\text{MSE}_{nc}$  от ШК определяется как свойствами изображения, так и свойствами помех.

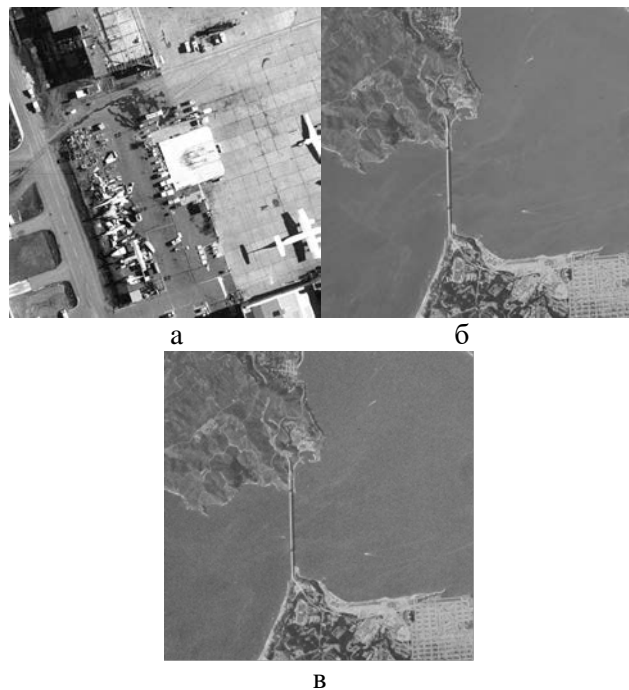


Рис. 1. Изображение Airfield без шума (а) и изображение Frisco без шума (б) и с шумом,  $\sigma=10$  (в)

Интересны и зависимости КС от ШК, приведенные на рис. 2,б. Лучше всего сжимается изображение Frisco без шума, немного хуже - Frisco с шумом и хуже всех - изображение Airfield без шума.

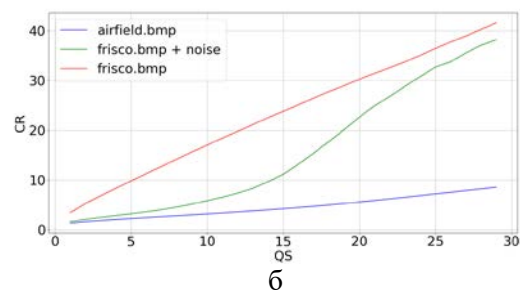
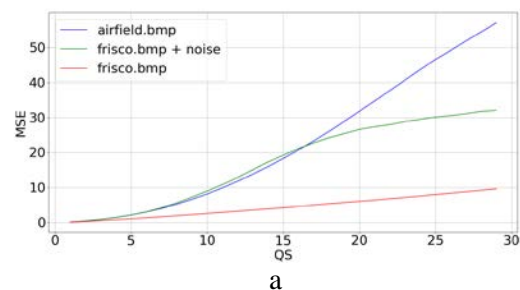


Рис. 2. Зависимости  $\text{MSE}_{nc}$  от ШК (а) и КС(ШК) (б) для трех рассматриваемых тестовых случаев ( $\sigma=5$ )

Объясним, почему для практики желательно обеспечить то или иное СКОш или ПОСШ. Если речь идет о сжатии изображений, на которых шум практически отсутствует, то часто желательно обеспечить ПОСШ порядка 35 дБ (СКОш порядка 20 для

изображений в восьмибитном представлении) для того, чтобы внесенные искажения были визуально незаметны [3, 11]. Если же сжимаются изображения, которые искажены помехами, то для них целесообразно вносить искажения со СКОш, превышающей эквивалентную дисперсию шума [6, 7]. При этом предполагается, что дисперсия аддитивных помех или эквивалентная дисперсия сигнално-зависимых помех заранее известна или достаточно точно оценена [12] для того типа изображений, которые предполагается сжимать.

Могут быть и другие причины и требования, например, не исказить диагностически важные признаки для медицинских изображений или текстурные признаки для изображений дистанционного зондирования. В рассматриваемом случае важно то, что задачей является обеспечить некоторое  $MSE_{des}$ .

## 2. Известные подходы к прогнозированию СКОш

Если до квантования и кодирования известны все значения ДКП-коэффициентов в блоках, то можно сначала определить, какие ошибки в каждый коэффициент внесет квантование с исследуемым ШК, затем, используя теорему Парсеваля, определить СКОш для каждого блока, а затем и для всего изображения:

$$MSE(QS) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n=1}^{N_{bl}} \delta^2(n), \quad (1)$$

$$\delta^2(n) = \sum_{q=1}^{Q(n)} (QS \times D_{qt}(q, n) - D(q, n))^2, \quad (2)$$

где  $D(q, n)$  –  $q$ -й ДКП-коэффициент ( $q = 1, \dots, Q(n)$ ) в  $n$ -м блоке, включающем  $Q(n)$  отсчетов и, соответственно, ДКП-коэффициентов;  $D_{qt}(q, n)$  –  $q$ -й ДКП-коэффициент в  $n$ -м блоке после квантования с использованием ШК  $QS$ ;  $N_{bl}$  – число блоков.

После этого можно изменить ШК и достигнуть в несколько итераций нужного значения  $MSE_{des}$  [13]. Поиск нужного значения ШК является итеративным, но выполнять компрессию и декомпрессию несколько раз не нужно. Достоинство состоит в том, что можно обеспечить  $MSE_{des}$  достаточно точно благодаря постепенному уточнению ШК. Недостатком является то, что нужно хранить в памяти все значения ДКП-коэффициентов, т. е. фактически создавать массив того же размера, что и само изображение, что не всегда возможно. Надо также квантовать все значения ДКП-коэффициентов и рассчитывать квантованные значения ДКП-коэффициентов и  $MSE(QS)$  для каждого значения ШК.

В связи с указанными выше сложностями были предложены несколько путей более простой обработки. В работе [14] для стандарта JPEG разработан алгоритм, основой которого является предположение о том, что распределение ДКП-коэффициентов (за исключением ДКП-коэффициента в каждом блоке, ответственного за постоянный уровень) описывается распределением Лапласа, для которого при нулевом математическом ожидании есть только один свободный параметр, связанный с дисперсией ДКП-коэффициентов. Именно этот параметр предлагается оценивать, а затем использовать заранее известную зависимость СКОш вносимых искажений от этого параметра и ШК. Для расчета параметра распределения нет необходимости хранить все значения ДКП-коэффициентов. Зная его, можно быстро определить нужный ШК.

Недостаток метода состоит в том, что предположение о Лапласовом законе распределения ДКП-коэффициентов верно лишь весьма приблизительно. Существенные отличия могут наблюдаться, если на изображении присутствует шум. Вследствие этого прогнозируемое значение ПОСШ может отличаться от наблюдаемого на практике, ошибки составляют до 1 дБ. Кроме того, алгоритм [14] разработан только для стандарта JPEG. Его применимость не анализировалась для других методов сжатия на основе ДКП.

В работе [13] метод [14] был существенно модифицирован. Прежде всего, показано, что статистика ДКП-коэффициентов, оцененная в блоках  $8 \times 8$  пикселей, которые используются в стандарте JPEG, может быть полезна при прогнозировании  $MSE_{pred}(QS)$  для других методов сжатия на основе ДКП, в том числе для кодера ADCT [5]. Кроме того, было предложено использовать не все возможные блоки изображения размером  $8 \times 8$  пикселей, а их ограниченное количество, например 500 блоков, выбранных случайным образом, т. е. надо рассчитать и хранить для последующего анализа лишь около 30000 ДКП-коэффициентов, что гораздо меньше, чем  $N_1 N_2$ . Далее для рассматриваемых блоков рассчитывают

$$\delta^2(n) = \sum_{q=1}^{63} (QS \times D_{qt}(q, n) - D(q, n))^2, \quad (3)$$

т. е. исключая ДКП-коэффициент для постоянного уровня в блоках, а затем рассчитывают

$$MSE_{pred}(QS) = \kappa \frac{1}{63 N_{abl}} \sum_{n=1}^{N_{abl}} \delta^2(n), \quad (4)$$

где  $N_{abl}$  – число анализируемых блоков;  $k$  – правочный коэффициент для данного кодера, близкий к единице. Далее подбирают ШК квантования таким образом, чтобы обеспечить  $MSE_{pred}(QS) \approx MSE_{des}$ . По сравнению с методом [14] метод [13] существенно быстрее благодаря меньшему числу анализируемых блоков и требует меньше памяти.

Однако метод, предложенный в [15] для кодера AGU (<http://ponomarenko.info/agu.htm>) на основе ДКП, позволил дополнительно ускорить определение необходимого ШК. Основная идея состоит в следующем. Предположим, что  $MSE_{pred}(QS)$  можно представить в виде

$$MSE_{pred} = (QS^2 / 12)f(\vec{X}), \quad (5)$$

где  $f(\vec{X})$  – относительно простая функция от одного или нескольких параметров, которые легко рассчитать для ДКП-коэффициентов в ограниченном количестве блоков размером  $8 \times 8$  пикселей. Такая запись учитывает тот факт, что при малых значениях ШК реально выполняется соотношение  $MSE(QS) \approx (QS^2 / 12)$ . Тогда  $f(\vec{X})$  фактически вводит коррекцию при относительно больших значениях ШК.

В работе [15] для кодера AGU удалось показать, что одним из аргументов  $f(\vec{X})$  может быть параметр  $P_0$  – вероятность того, что значение ДКП-коэффициента после квантования окажется равным 0, т.е. фактически надо определить процент ДКП-коэффициентов, модульные значения которых не превышают  $QS/2$ . Очевидно, что рассчитать такую вероятность очень легко.

Использование только одного входного параметра  $P_0$  дало очень хорошие результаты при  $P_0 < 0,6$  для изображений как без шума, так и с шумом. А при  $P_0 \geq 0,6$ , что соответствует достаточно большому КС, оказалось, что для изображений с шумом начинает влиять дисперсия помех. Ее учет позволил повысить точность прогнозирования за счет использования обученной машины опорных векторов в качестве аппроксиматора, но возникли другие проблемы. Во-первых, был рассмотрен только случай аддитивного белого гауссова шума, а на практике возможны и другие варианты. Во-вторых, характеристики помех не всегда известны заранее. Их автоматическое оценивание возможно, но оно может занять время, сравнимое со сжатием или даже больше.

Таким образом, под вопросом оказывается целесообразность применения подхода для  $P_0 \geq 0,6$ . Поэтому ниже внимание уделено возможности усовершенствования методики, предложенной в работе [15], и исследованию ее применимости для кодера ADCT.

### 3. Особенности прогнозирования для изображений с помехами и без помех

Разработанная в [15] методика прогнозирования нуждается в предварительном пояснении. Во-первых, предполагается, что до начала прогнозирования получена аппроксимация (или обучен аппроксиматор), позволяющая рассчитать прогнозируемое значение (например, СКОш или ПОСШ), используя один или несколько входных параметров, рассчитанных для изображения, которое предполагается сжимать. Во-вторых, предполагается, что эти входные параметры можно рассчитать очень быстро, а результат прогнозирования будет достаточно точен для практического применения.

Поясним процесс получения аппроксимации на простом примере. Прежде всего, получение аппроксимации происходит off-line. Предположим, что будут сжиматься изображения, на которых шум практически отсутствует. Возьмем большое количество таких тестовых изображений и выполним их сжатие кодером ADCT с разными значениями ШК с расчетом полученных значений  $MSE_{nc}$ . Кроме того, для каждого тестового изображения и каждого значения ШК рассчитаем  $P_0$ . Представим результаты в виде скаттерограммы, где для каждого тестового изображения и значения ШК получим точку, вертикальная координата которой равна  $(12MSE_{nc}/QS^2)$ , а горизонтальная –  $P_0$ . Пример такой скаттерограммы приведен на рис. 3.

Анализ скаттерограммы на рис. 3 (скаттерограммы одинаковы на всех трех рисунках) показывает следующее. При  $P_0 < 0,6$  большинство значений близко к единице и сложно выделить явную тенденцию изменения значений  $12MSE_{nc}/QS^2$ , хотя и наблюдается, в среднем, небольшое уменьшение значений с ростом  $P_0$ . Для участка  $P_0 \geq 0,6$  разброс значений  $12MSE_{nc}/QS^2$  больше и имеет место явная тенденция к их уменьшению при возрастании  $P_0$ . Таким образом, характер зависимости для кодера ADCT такой же, как и для кодера AGU [15].



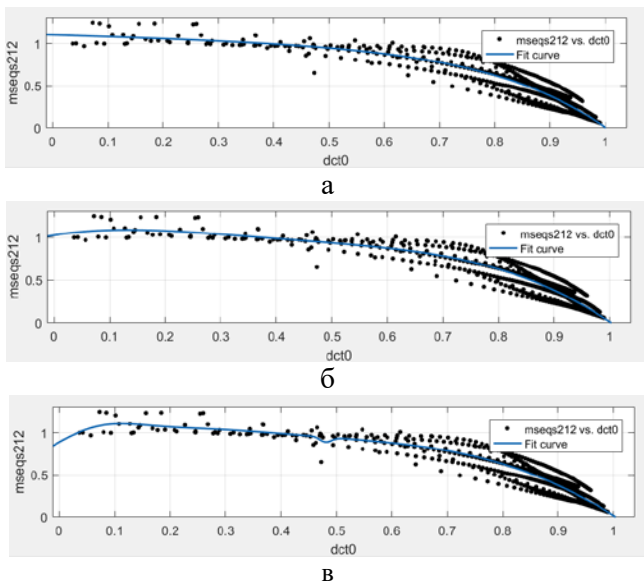


Рис. 3. Скаттерограмма ( $12MSE_{nc}/QS^2$ ) от  $P_0$  и вписанные в нее аппроксимирующие функции в виде суммы двух экспонент с весами (а), ограниченного ряда Фурье (б), суммы пяти экспонент с весами и сдвигами (в).  
Отдельный вопрос – как аппроксимировать зависимость, используя полученную скаттерограмму. В настоящее время это несложный практический вопрос, поскольку имеются унифицированные средства Матлаба, Экселя и других программных продуктов, позволяющих относительно быстро и эффективно решать эту задачу. На рис. 3 приведены три примера решения, хотя использование других функций (полиномов невысокой степени, степенных функций) обеспечивает аналогичные результаты.

Здесь необходимо отметить два момента.

Во-первых, существуют количественные критерии точности вписывания аппроксимирующих кривых [16]. Наиболее часто используемым является критерий  $R^2$ , значение которого при явно выраженной статистической зависимости выходного и входных параметров и хорошем вписывании аппроксимирующей кривой стремится к единице, и среднеквадратическое отклонение (root mean square error – RMSE), которое должно быть как можно меньше. С точки зрения обоих критериев качество вписывания для всех трех случаев на рис. 3 одинаково: значения  $R^2$  примерно равны 0,92, а значения RMSE примерно равны 0,084, т. е. СКО отличий прогнозируемого и истинного значения ПОСШ составляет 0,3 дБ (на том же уровне, что и для метода [14]).

Во-вторых, результат вписывания целесообразно контролировать визуально. Например, для результата вписывания на рис. 3,в имеется небольшой локальный минимум, а значения  $12MSE_{nc}/QS^2$  для

$P_0$ , близких к нулю, меньше единицы, что несколько расходится с результатами экспериментов для малых значений ШК, для которых имеют место малые значения  $P_0$ . В этом плане результаты регрессии, представленные на рис. 3,а и б, можно считать в большей степени соответствующими физическому смыслу и результатам исследований. Для аппроксимирующей кривой на рис. 3,а формула такова:

$$f(P_0) = -0,007721 \exp(4,824P_0) + 1,112 \exp(-0,1455P_0). \quad (6)$$

Если речь идет о сжатии изображений, искаженных шумом, то для получения аппроксимирующих зависимостей необходимо моделировать такие изображения. В первую очередь были смоделированы изображения, искаженные аддитивным белым гауссовым шумом  $I_{ij}^n = I_{ij}^{true} + n_{ij}$ , где  $I_{ij}^{true}$  – истинное значение изображения в  $ij$ -м пикселе (изображение без шума),  $n_{ij}$  – аддитивный шум с нулевым средним и дисперсией  $\sigma^2$  в  $ij$ -м пикселе. При получении скаттерограммы использовались те же тестовые изображения, что и при получении скаттерограммы на рис. 3, и использовался широкий диапазон значений  $\sigma^2$  – от 4 и 9, соответствующих визуально незаметному шуму, до 625 и 900, что соответствует очень интенсивным помехам. Полученная скаттерограмма показана на рис. 4. Там же показан вариант вписывания аппроксимирующей функции в виде суммы двух экспонент с весами.

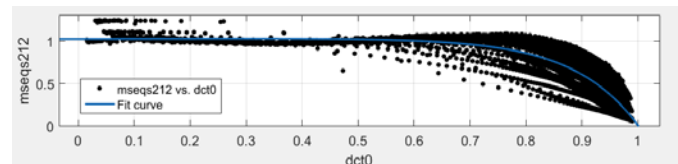


Рис. 4. Скаттерограмма ( $12MSE_{nc}/QS^2$ ) от  $P_0$  и вписанные в нее аппроксимирующие функции в виде суммы двух экспонент с весами для изображений с шумом. Вследствие большего количества изображений на скаттерограмме больше точек. Они расположены достаточно компактно в области  $P_0 < 0,6$ , которая примерно соответствует небольшим значениям дисперсии помех, и гораздо менее компактно в области  $P_0 \geq 0,6$ , где закон распределения ДКП-коэффициентов во многом видоизменяется вследствие помех и по мере увеличения их дисперсии приближается к гауссову с «примесью» тяжелых хвостов. Полученные аппроксимации, например  $f(P_0) = -0,000177 \exp(8,676P_0) + 1,027 \exp(0,0187P_0)$ , (7) характеризуются  $R^2$  порядка 0,83, а значения RMSE примерно равны 0,135, т.е. точность прогнозирования оказывается гораздо хуже, чем для

рассмотренного ранее случая сжатия изображений, не искаженных помехами.

Одной из причин может быть то, что используемый входной параметр  $P_0$  не является лучшим решением (вопрос выбора наилучшего входного параметра или параметров требует отдельного тщательного исследования). В качестве альтернативы был рассмотрен параметр  $P_1=QS/STD_{DCT}$ ,  $STD_{DCT}$  – СКО ДКП-коэффициентов в анализируемых блоках, равный

$$STD_{DCT} = \left( \frac{1}{63N_{abl}} \sum_{n=1}^{N_{abl}} \sum_{q=1}^{Q(n)} (D(q,n))^2 \right)^{1/2}. \quad (8)$$

ДКП-коэффициенты в блоках, соответствующие среднему уровню, исключены из рассмотрения.

Очевидно, что параметр  $P_1$  может быть очень быстро и легко рассчитан, что является его несомненным достоинством. Но результаты регрессии для этого параметра хуже, чем для  $P_0$  - значения  $R^2$  порядка 0,67, а значения RMSE примерно равны 0,195. Это означает, что существует взаимосвязь между  $12MSE_{nc}/QS^2$  и параметром  $P_1$ , но эта взаимосвязь не слишком сильная и она не позволяет точно спрогнозировать  $12MSE_{nc}/QS^2$  по рассчитанному для сжимаемого изображения значению  $P_1$ . Таким образом, нужны подходы, позволяющие прогнозировать  $12MSE_{nc}/QS^2$  более точно.

#### 4. Прогнозирование с использованием машины опорных векторов

Аппроксимация зависимостей для расчета выходного параметра при заданном входном может быть выполнена не только аналитически на основе регрессионных кривых (функций), но и с применением других методов, позволяющих решать задачи определения выходного параметра на основе агрегации входных воздействий. Такими методами, в частности, являются машины опорных векторов (support vector machine – SVM) [17] и искусственные нейронные сети. Их достоинства состоят в том, что можно заранее выполнить обучение и получить сложную нелинейную зависимость выходного параметра от входных.

При построении SVM регрессора использовалось RBF-ядро. Выбор такого экспоненциального ядра обусловлен его хорошей обобщающей способностью, благодаря чему большинство SVM-моделей обладают хорошей способностью прогнозирования на новых данных. Общий набор входных данных делился случайным образом в пропорции 70/30%. При этом 70% использовались для обучения (обучающая выборка), а 30% - для оценки способности прогнозирования полученной модели (тестовая выборка). Для оценки качества регрессии для те-

стового набора вычислялись показатели RMSE (корень из среднеквадратической ошибки) и  $R^2$  – коэффициент детерминации [16].

Необходимо отметить следующее. Как показывает анализ скаттерограмм на рис. 2 и 3, нет особой необходимости использовать сложный аппроксиматор при  $P_0 < 0,6$ . Поэтому изучим два подхода.

Первый состоит в том, чтобы не использовать SVM при  $P_0 < 0,6$  (а применять в этом случае аппроксимацию (6) или (7), можно вообще считать, что  $MSE_{nc}=QS^2/12$  и после этого рассчитывать  $QS=(12MSE_{nc})^{1/2}$ ). Если же  $P_0 \geq 0,6$ , то будем использовать SVM, который и обучим только для данных, полученных для  $P_0 \geq 0,6$ .

Второй подход – обучить SVM для всего диапазона (ВД) значений  $P_0$  и использовать в любом случае.

Некоторые результаты обучения приведены в таблице. Анализируются два метода аппроксимации (линейная регрессия (ЛР) и SVM). В качестве входных параметров рассматриваются  $\sigma$ ,  $P_0$ ,  $P_1$  и их комбинации по два параметра.

Метод	Область обучения	RMSE	$R^2$	Входные параметры
ЛР	ВД	0,267	0,35	$\sigma$
SVM	ВД	0,272	0,34	$\sigma$
ЛР	$P_0 \geq 0,6$	0,241	0,41	$\sigma$
SVM	$P_0 \geq 0,6$	0,243	0,41	$\sigma$
ЛР	ВД	0,198	0,64	$P_1$
SVM	ВД	0,191	0,67	$P_1$
ЛР	$P_0 \geq 0,6$	0,220	0,51	$P_1$
SVM	$P_0 \geq 0,6$	0,213	0,55	$P_1$
ЛР	ВД	0,225	0,54	$P_0$
SVM	ВД	0,138	0,83	$P_0$
ЛР	$P_0 \geq 0,6$	0,177	0,69	$P_0$
SVM	$P_0 \geq 0,6$	0,150	0,77	$P_0$
ЛР	ВД	0,140	0,82	$P_1$ и $\sigma$
SVM	ВД	0,100	0,91	$P_1$ и $\sigma$
ЛР	$P_0 \geq 0,6$	0,139	0,80	$P_1$ и $\sigma$
SVM	$P_0 \geq 0,6$	0,104	0,89	$P_1$ и $\sigma$
ЛР	ВД	0,183	0,70	$P_0$ и $\sigma$
SVM	ВД	0,104	0,90	$P_0$ и $\sigma$
ЛР	$P_0 \geq 0,6$	0,108	0,88	$P_0$ и $\sigma$
SVM	$P_0 \geq 0,6$	0,092	0,92	$P_0$ и $\sigma$
ЛР	ВД	0,190	0,67	$P_1$ и $P_0$
SVM	ВД	0,117	0,88	$P_1$ и $P_0$
ЛР	$P_0 \geq 0,6$	0,172	0,70	$P_1$ и $P_0$
SVM	$P_0 \geq 0,6$	0,128	0,84	$P_1$ и $P_0$

Очевидно, что использование только  $\sigma$  или дисперсии помех приводит к неудовлетворительной точности прогнозирования – значения  $R^2$  очень низкие, а значения RMSE – слишком велики. Точность выше, если использовать в качестве входно-

го параметра  $P_1$ , особенно если применять SVM, обученный только для области  $P_0 \geq 0,6$ . Еще лучше результаты, если использовать в качестве входного параметра  $P_0$  и обученный SVM.

Рассмотрим теперь случай применения двух входных параметров. Совместное использование  $P_1$  и  $\sigma$  дает заметный положительный результат, особенно при применении SVM. Еще лучше результаты для совместного использования  $P_0$  и  $\sigma$ . Но в обоих этих случаях нужно знать  $\sigma$ . Наконец, совместное применение  $P_1$  и  $P_0$  дает несколько худший результат (нужно использовать SVM), но оба входных параметра рассчитываются исключительно быстро и легко.

Перейдем теперь к рассмотрению сигнально-зависимых помех. В этом случае изображение описывается как  $I_{ij}^n = I_{ij}^{true} + n_{ij}$ , где шум имеет нулевое среднее и дисперсию вида  $\sigma_{ij}^2 = kI_{ij}^{true} + \sigma_0^2$ , где  $\sigma_0^2$  – дисперсия сигнально-независимой составляющей, а  $k$  – параметр сигнально-зависимой составляющей. Возможны различные практические ситуации превалирующего влияния как первой, так и второй составляющей. В значительных пределах может варьироваться и интенсивность помех, характеризуемая эквивалентной дисперсией:

$$\sigma_{ij}^2 = \sigma_0^2 + k \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} I_{ij}^{true} / (N_1 N_2).$$

При моделировании рассматривались все возможные комбинации для следующих наборов параметров: пять значений  $\sigma_0$ , равных 0, 5, 10, 15 и 20, а также семь значений  $k$ , равных 0, 0,05, 0,1, 0,2, 0,4, 0,6, 0,8.

Кривые, вписанные в скаттерграммы для параметра  $P_0$  для случаев чисто аддитивного и смешанного (сигнально-зависимого) шумов, приведенных на рис. 5. Хорошо видно, что эти кривые практически совпадают, а коэффициент корреляции между функциональными зависимостями равен 0.998.

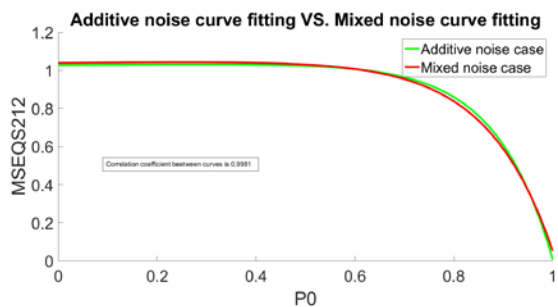


Рис. 5. Сравнение аппроксимирующих функций для случаев аддитивного и смешанного шумов при  $P_0$

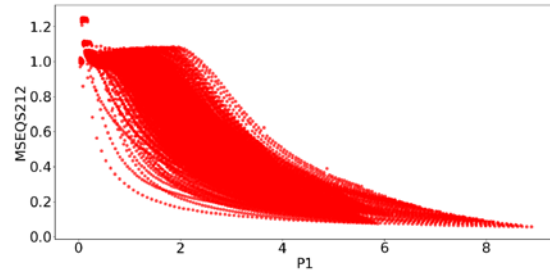


Рис. 6. Скаттерграмма для случая смешанного шума

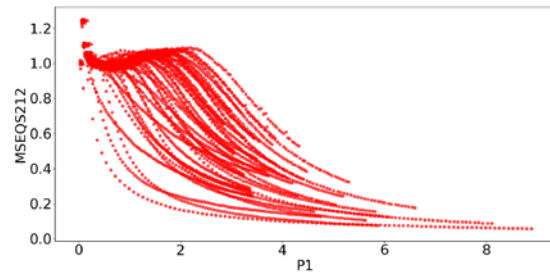


Рис. 7. Скаттерграмма для случая аддитивного шума

Скаттерграммы для  $P_1$  для обоих рассматриваемых типов помех приведены на рис. 6 и 7. Полученные скаттерграммы очень похожи друг на друга, что косвенно подтверждает близость результатов и возможность применения прогнозирования для обоих типов помех.

SVM, обученный для сигнально-зависимых помех при совместном использовании параметров  $P_1$  и  $P_0$  в качестве входных обеспечивает RMSE, равное 0.089. Это позволяет применять его для предсказания искажений как для изображений, искаженных аддитивными, так и для изображений, на которых присутствуют сигнально-зависимые помехи.

### Выводы

Как свидетельствуют приведенные результаты, СКОш помех, вносимых при сжатии изображений с потерями, достаточно жестко связана с шагом квантования и может быть предсказана. Предложены параметры, позволяющие выполнять предсказание достаточно быстро и точно, причем для изображений как без шумов, так и с шумами. Рассмотрен достаточно общий случай сигнально-зависимых помех и показано, что для предсказания не обязательно знать характеристики помех.

**Литература:** 1. Taubman D., Marcellin M. JPEG2000 Image Compression Fundamentals, Standards and Practice. Springer, Boston: Kluwer, 2002. 777 p. 2. Blanes I., Magli E., Serra-Sagrista J. A Tutorial on Image Compression for Optical Space Imaging Systems // IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine. 2014. Vol 2(3). P. 8-26. 3. Баранник В.В., Яковенко А.В. Информационная технология сжатия изображений на основе двумерного плавающего полиадического кодирования трансформант Уо-

лша // *Системи обробки інформації*. 2008. Вип. 3. С. 13-17. 4. *Zemliachenko A., Ponomarenko N., Lukin V., Egiazarian K., Astola J.* Still Image/Video Frame Lossy Compression Providing a Desired Visual Quality // *Multidimensional Systems and Signal Processing*. June 2015. 22 p. 5. *Ponomarenko N.N., Lukin V.V., Egiazarian K.O., Astola J.T.* High Quality DCT Based Image Compression Using Partition Schemes // *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 14, Febr. 2007. P. 105-108. 6. *Zemliachenko A., Kozhemiakin R., Abramov S., Lukin V., Vozel B., Chehdi K., Egiazarian K.* Prediction of compression ratio for DCT-based coders with application to remote sensing images // *Journal on Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2018. Vol. 11, No 1. P. 257-270. 7. *Ponomarenko N., Lukin V., Zriakhov M., Egiazarian K.* Lossy compression of images with additive noise. / *Proceedings of International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, Antwerpen, Belgium, 2005. P. 381-386. 8. *Al-Chaykh O.K., Mersereau R.M.* Lossy compression of noisy images // *IEEE Transactions on Image Processing*. 1998, Vol. 7(12). P. 1641-1652. 9. *Zemliachenko A.N., Kozhemiakin R.A., Uss M.L., Abramov S.K., Ponomarenko N.N., Lukin V.V., Vozel B., Chehdi K.* Lossy compression of hyperspectral images based on noise parameters estimation and variance stabilizing transform // *Journal of Applied Remote Sensing*. 2014. Vol 8 (1). 25 p. 10. *Zemliachenko A., Abramov S., Lukin V., Vozel B., Chehdi K.* Lossy Compression of Noisy Remote Sensing Images with Prediction of Optimal Operation Point Existence and Parameters // *SPIE Journal on Advances in Remote Sensing*, 2015. Vol. 9(1). 26 p. 11. *Lukin V., Ponomarenko N., Egiazarian K., Astola J.* Analysis of HVS-Metrics' Properties Using Color Image Database TID2013 / *Proceedings of ACIVS*, October 2015, Italy. P. 613-624. 12. *Uss M.L., Vozel B., Lukin V., Chehdi K.* Image Informative Maps for Component-wise Estimating Parameters of Signal-Dependent Noise // *Journal of Electronic Imaging*, 2013. Vol. 22(1). Doi:10.1117/1.JEI.22.1.013019. 13. *Kozhemiakin R., Lukin V., Vozel B.* Image Quality Prediction for DCT-based Compression / *Proceedings of CADSM 2017*. February 2017, Ukraine, P. 225-228. 14. *Minguillon J., Pujol J.* JPEG Standard Uniform Quantization Error Modeling with Applications to Sequential and Progressive Operation Modes // *Electron. Imaging*, 2001, Vol. 10(2), P. 475-485. 15. *Krivenko S., Zriakhov M., Lukin V., Vozel B.* MSE Prediction in DCT-based Lossy Compression of Noise-Free and Noisy Remote Sensing Images / *Proceedings of TCSET*, Februry 2018, Lviv-Slavske, Ukraine, 6 p. 16. *Cameron C., Windmeijer A., Frank A.G., Gramajo H., Cane D.E., Khosla C.* An R-squared measure of goodness of fit for some common nonlinear regression models // *Journal of Econometrics*, 1997. Vol. 77(2). 16 p. 17. *Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin*, LIBSVM : a library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2:27:1--27:27, 2011. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

Поступила в редколлегию 11.05.2018

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. Безрук В.В.

**Кривенко Сергей Станиславович**, канд. техн. наук, старший научный сотрудник кафедры информационно-коммуникационных технологий им. А.А. Зеленского, Национальный аэрокосмический университет. Научные интересы: сжатие изображений. Адрес: Украина, 61000, Харьков, e-mail: [krivenkos@ukr.net](mailto:krivenkos@ukr.net)

**Зряхов Михаил Сергеевич**, канд. техн. наук, доцент, кафедры информационно-коммуникационных технологий им. А.А. Зеленского, Национальный аэрокосмический университет. Научные интересы: цифровая обработка сигналов и изображений. Адрес: Украина, 61000, Харьков, e-mail: [m.zriakhov@khai.edu](mailto:m.zriakhov@khai.edu)

**Лукин Владимир Васильевич**, д-р техн. наук, профессор, зав. кафедрой информационно-коммуникационных технологий им. А.А. Зеленского, Национальный аэрокосмический университет. Научные интересы: цифровая обработка сигналов и изображений. Адрес: Украина, 61000, Харьков. e-mail: [lukin@ai.kharkov.com](mailto:lukin@ai.kharkov.com)

**Krivenko Sergey**, candidate of science, Senior Researcher, Dept of Information Communication Technologies named after A.A. Zelensky, National aerospace university. Scientific interests: Image compression. Ukraine, Kharkov, e-mail: [krivenkos@ukr.net](mailto:krivenkos@ukr.net)

**Mikhail Zriakhov**, candidate of science, associate professor, Dept of Information Communication Technologies named after A.A. Zelensky, National aerospace university. Scientific interests: Image and signal processing. Ukraine, Kharkov. e-mail: [m.zriakhov@khai.edu](mailto:m.zriakhov@khai.edu)

**Lukin Vladimir**, doctor of science, professor, Head of Dept of Information Communication Technologies named after A.A. Zelensky, National aerospace university. Scientific interests: Image and signal processing. Ukraine, Kharkov. e-mail: [lukin@ai.kharkov.com](mailto:lukin@ai.kharkov.com)