

# Минимизация энтропии квантованных постинтерполяционных остатков при иерархической компрессии изображений

М.В. Гашников

Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 443086, Московское шоссе, д. 34, Самара, Россия

## Аннотация

Исследуется адаптивная параметризованная интерполяция при иерархической компрессии изображений. Предлагается подход к оптимизации параметров адаптивного интерполятора, основанный на минимизации оценки объёма сжатых данных (энтропии квантованных постинтерполяционных остатков). На основе предложенного подхода разрабатывается адаптивный параметризованный интерполятор и записывается рекуррентная схема оценки его параметров. Производится экспериментальное сравнение разработанного интерполятора с усредняющими интерполяторами и адаптивным интерполятором, основанным на минимизации суммы модулей погрешности интерполяции. Демонстрируется преимущество разработанного интерполятора по объёму сжатых данных при различных максимальных погрешностях.

*Ключевые слова:* компрессия изображений; интерполяция; квантование; коэффициент сжатия; максимальная погрешность.

## 1. Введение

Объёмы данных, соответствующие изображениям, по-прежнему могут быть охарактеризованы как «чрезмерно большие», несмотря на постоянно продолжающийся рост ёмкости устройств памяти. В последние годы эта проблема становится ещё актуальнее из-за необходимости обрабатывать многокомпонентные изображения, в том числе мультиспектральные и гиперспектральные [1-3]. Кроме того, ряд перспективных областей, таких как дистанционное зондирование Земли и съёмка с помощью атмосферных беспилотных летательных аппаратов, накладывают дополнительные, весьма специфические требования к объёму и качеству данных. В таких условиях невозможно обойтись без эффективных, зачастую специализированных, методов компрессии изображений [4].

Количество разработанных к настоящему времени подходов к компрессии изображений довольно велико [4-8]. Лидером по распространённости, безусловно, является метод JPEG [9], основанный на косинусном преобразовании [10] и последующем статистическом кодировании [11] результата преобразования (трансформант). Менее распространённым является основанный на вейвлет-преобразовании [12] метод JPEG-2000 [13], который, при сохранении основных достоинств метода JPEG, заметно обгоняет [14] его по эффективности (степени сжатия).

Перечисленные методы, основанные на преобразованиях специального вида, обладают, пожалуй, наиболее широкой областью применения, но имеют ряд неустраняемых недостатков в специфических областях, связанных с обработкой данных специализированных форматов (в том числе многокомпонентных и высокоразрядных) или уникальных данных, к которым предъявляются повышенные требования по качеству.

Ещё большим потенциалом по коэффициенту компрессии обладают фрактальные методы [15], не получившие, однако, широкого распространения из-за своей вычислительной сложности и неестественности вносимых в изображение искажений. Следует также подчеркнуть, что общим недостатком всех упомянутых подходов к компрессии изображений является трудность (или даже невозможность) строгого контроля качества (управления вносимой в сжатые данные погрешностью), обусловленная необходимостью осуществлять управление погрешностью в пространстве коэффициентов преобразования, а не в исходном пространстве.

Учитывая изложенное выше, в ситуации необходимости строгого контроля качества сжатых данных и наличия ограничений на доступные ресурсы на первый план выходят методы компрессии, не осуществляющие переход во «вспомогательные» (в том числе спектральные) пространства и производящие всю обработку в исходной пространственной области. В качестве примера таких методов можно привести дифференциальные [4,6] методы компрессии изображений, основанные на предсказании отсчётов изображения по предыдущим (уже обработанным) отсчётам и последующем кодировании погрешностей этого предсказания. Основным достоинством этих методов является простота и, соответственно, низкая вычислительная сложность, основным недостатком – низкая эффективность (малый коэффициент компрессии).

Развитием указанных дифференциальных методов являются иерархические [16-17] методы компрессии, отличие которых заключается в том, что предсказание отсчётов производится иерархическим способом: отсчёты более прореженного изображения интерполируются на основе отсчётов менее прореженного изображения. Такой способ обработки позволяет не только существенно повысить коэффициент компрессии, но и обеспечить возможность быстрого иерархического доступа к сжатым данным, при котором время декомпрессии фрагмента изображения не зависит от масштаба. Иерархические методы компрессии обладают и другими важными достоинствами, такими как возможность управления скоростью формирования потока сжатых данных, возможность повышения помехоустойчивости и возможность управления максимальной [18] погрешностью, что обосновывает актуальность задачи дальнейшего исследования и повышения эффективности иерархических методов компрессии изображений.

Одним из наиболее важных этапов иерархических методов компрессии является интерполятор, в котором отсчёты более прореженного изображения используются для интерполяции отсчётов менее прореженного. Наиболее распространённым способом интерполяции в этой ситуации является простое усреднение [19-20] по ближайшим отсчётам более прореженных масштабных уровней. Такой способ интерполяции очень прост, но недостаточно эффективен, поэтому в работе [21] был предложен адаптивный параметризованный интерполятор, который использует различные интерполирующие функции в зависимости от локальных особенностей изображения. Параметры такого интерполятора было предложено выбирать исходя из минимизации суммы модулей погрешностей интерполяции (постинтерполяционных остатков). Однако адекватность этого критерия задаче компрессии нельзя считать подтверждённой, поскольку уменьшение погрешности интерполяции влияет на объём сжатых данных только косвенным образом.

В данной работе предложен более адекватный с точки зрения компрессии подход к оптимизации параметров адаптивного интерполятора, основанный на минимизации собственно объёма сжатых данных, точнее его оценки (энтропии [22] постинтерполяционных остатков). На основе предложенного подхода разработан алгоритм адаптивной интерполяции, и проведено его сравнение по эффективности с другими алгоритмами интерполяции.

## 2. Компрессия изображений на основе иерархической сеточной интерполяции

Рассмотрим безыбыточное иерархическое представление [16, 23-24] изображения  $\mathbf{X} = \{x(m, n)\}$  в виде набора масштабных уровней  $\mathbf{X}_l$ :

$$\mathbf{X} = \bigcup_{l=0}^{L-1} \mathbf{X}_l, \quad \mathbf{X}_{L-1} = \{x_{L-1}(m, n)\}, \quad \mathbf{X}_l = \{x_l(m, n)\} \setminus \{x_{l+1}(m, n)\}, \quad l < L-1,$$

где  $L$  – количество масштабных уровней,  
а  $\{x_l(m, n)\}$  – изображение, прореженное с шагом  $2^l$  по каждой координате. Пусть отсчёты  $x(m, n)$  целочисленны и неотрицательны.

При компрессии методом ИСИ масштабные уровни сжимаются последовательно, от старшего (наиболее прореженного) уровня  $\mathbf{X}_{L-1}$  к младшим уровням. Объём данных, соответствующий старшему уровню, составляет настолько малую долю от объёма данных изображения, что выбор алгоритма для компрессии этого уровня не имеет значения (можно помещать этот уровень в архив без компрессии). Поэтому далее рассмотрим алгоритм компрессии произвольного «нестаршего» масштабного уровня  $\mathbf{X}_l, l < L-1$ .

### Этап 1) Интерполяция.

Интерполяция отсчётов  $\{x_l(m, n)\}$  уровня  $\mathbf{X}_l$  производится на основе отсчётов  $\{\bar{x}_k(m, n), k > l\}$  уровней  $\{\mathbf{X}_k, k > l\}$ , уже прошедших компрессию и восстановление:

$$\hat{x}_l(m, n) = P \left( \bigcup_{k=l+1}^{L-1} \{\bar{x}_k(m, n)\} \right), \quad (1)$$

где  $\hat{x}_l(m, n)$  – интерполирующие значения отсчётов, а  $P(\dots)$  – функция, задающая в общем виде некоторый интерполятор. Далее интерполяторы рассмотрены подробно.

### Этап 2) Вычисление постинтерполяционных остатков

Вычисляются разности исходных и интерполирующих значений отсчётов («постинтерполяционные остатки»):

$$f_l(m, n) = x_l(m, n) - \hat{x}_l(m, n). \quad (2)$$

### Этап 3) Квантование постинтерполяционных остатков

Выполняется квантование (переквантование) постинтерполяционных остатков. Пусть, для определённости, используется квантователь с равномерной шкалой (здесь [...] обозначает выделение целой части числа):

$$q_l(m, n) = \text{sign}(f_l(m, n)) \left\lceil \frac{|f_l(m, n)| + \varepsilon_{\max}}{2\varepsilon_{\max} + 1} \right\rceil, \quad (3)$$

гарантирующий, что декомпрессированное изображение будет отличаться от исходного не более чем на величину заданной максимальной погрешности  $\varepsilon_{\max}$ :

$$f_l(m, n) = |x_l(m, n) - \bar{x}_l(m, n)| \leq \varepsilon_{\max}. \quad (4)$$

Квантованные постинтерполяционные остатки «дожимаются» статистическим кодером и помещаются в архивный файл или канал связи.

Этап 4) Вычисление восстановленных значений отсчётов

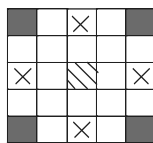
В процессе компрессии вычисляются также восстановленные (декомпрессированные) значения отсчётов

$$\bar{x}_l(m, n) = q_l(m, n)(1 + 2\varepsilon_{\max}) + \hat{x}_l(m, n), \tag{5}$$

которые используются для интерполяции отсчётов следующих масштабных уровней  $\{X_k, k < l\}$ .

**3. Интерполяция при иерархической компрессии изображений**

Из соображений вычислительной сложности для интерполяции при иерархической компрессии обычно [19-20] используется усреднение по ближайшим уже восстановленным отсчётам более прореженных масштабных уровней. Рассмотрим два типа интерполируемых отсчетов (см. рис. 1): "центральные" отсчеты вида  $x_l(2m+1, 2n+1)$  и «крайние» отсчеты вида  $x_l(2m+1, 2n)$  и  $x_l(2m, 2n+1)$ . Нетрудно видеть, что четыре ближайших восстановленных отсчета более прореженного масштабного уровня находятся по диагонали от центрального отсчёта. Два ближайших восстановленных отсчета более прореженного масштабного уровня находятся по вертикали или по горизонтали от крайнего отсчёта. Эти восстановленные отсчёты и являются опорными при интерполяции. Далее укажем способы интерполяции одного центрального и одного крайнего отсчёта для трёх простых усредняющих алгоритма интерполяции.



**Рис. 1.** Расположение интерполируемых отсчетов различных видов: «центральный» отсчёт заштрихован, «крайние» отсчёты помечены крестами (закрашенные клетки соответствуют уже обработанным отсчётам предыдущего масштабного уровня, на основе которых производится интерполяция).

Алгоритм интерполяции (I). Интерполяция производится на основе восстановленных значений отсчётов более прореженного масштабного уровня.

$$\hat{x}_l(2m+1, 2n) = \frac{1}{2}(\bar{x}_{l+1}(m, n) + \bar{x}_{l+1}(m+1, n)), \tag{6}$$

$$\hat{x}_l(2m+1, 2n+1) = \frac{1}{4}(\bar{x}_{l+1}(m, n) + \bar{x}_{l+1}(m+1, n) + \bar{x}_{l+1}(m, n+1) + \bar{x}_{l+1}(m+1, n+1)) \tag{7}$$

Алгоритм интерполяции (II). Сначала интерполируются все крайние отсчеты с помощью выражений вида (6). Затем для этих крайних отсчётов вычисляются восстановленные значения, на основе которых производится интерполяции центральных отсчетов:

$$\hat{x}_l(2m+1, 2n+1) = \frac{1}{4}(\bar{x}_l(2m+1, 2n) + \bar{x}_l(2m, 2n+1) + \bar{x}_l(2m+1, 2n+2) + \bar{x}_l(2m+2, 2n+1)) \tag{8}$$

Алгоритм интерполяции (III). Сначала интерполируются все центральные отсчеты с помощью выражения вида (7). Затем для этих центральных отсчётов вычисляются восстановленные значения. Интерполяция каждого крайнего отсчёта производится на основе двух отсчётов более прореженного масштабного уровня и двух центральных отсчётов того же самого уровня:

$$\hat{x}_l(2m+1, 2n) = \frac{1}{4}(\bar{x}_{l+1}(m, n) + \bar{x}_{l+1}(m+1, n) + \bar{x}_l(2m+1, 2n-1) + \bar{x}_l(2m+1, 2n+1)) \tag{9}$$

Рассмотренные алгоритмы интерполяции имеют низкую вычислительную сложность и довольно хорошо работают на относительно ровных участках изображения, так как влияние неизбежно присутствующих на изображении шумов уменьшается из-за усреднения.

**4. Адаптивная интерполяция при иерархической компрессии изображений**

Общим недостатком усредняющих алгоритмов предсказания (6-8) является всплеск ошибки предсказания на контурах. Кроме того, эти предсказатели никак не приспособливаются к особенностям конкретных изображений. Для

борьбы с этими эффектам используются адаптивные параметризованные предсказатели, которые наряду с усреднением используют предсказание «вдоль» контура.

По аналогии с алгоритмом (III), адаптивный интерполятор сначала производит интерполяцию центральных отсчётов  $x_l(2m+1, 2n+1)$ , но при этом использует не одну, а три интерполирующие функции:

$$\hat{x}_l^{(0)}(2m+1, 2n+1) = \frac{1}{2}(\bar{x}_{l+1}(m, n) + \bar{x}_{l+1}(m+1, n+1)), \quad (10)$$

$$\hat{x}_l^{(1)}(2m+1, 2n+1) = \frac{1}{4}(\bar{x}_{l+1}(m, n) + \bar{x}_{l+1}(m+1, n) + \bar{x}_{l+1}(m, n+1) + \bar{x}_{l+1}(m+1, n+1)), \quad (11)$$

$$\hat{x}_l^{(2)}(2m+1, 2n+1) = \frac{1}{2}(\bar{x}_{l+1}(m+1, n) + \bar{x}_{l+1}(m, n+1)). \quad (12)$$

Выбор интерполирующего значения в каждой точке производится автоматически с помощью зависящего от параметров  $\alpha$  и  $\beta$  решающего правила:

$$\hat{x}_l(m, n) = \hat{x}_l^{(j)}(m, n), \quad j = \begin{cases} 0, & \mu_l(m, n) < \alpha; \\ 1, & \alpha \leq \mu_l(m, n) \leq \beta; \\ 2, & \mu_l(m, n) > \beta; \end{cases} \quad (13)$$

где  $\mu_l(m, n)$  – признак, определяющий направление контура в локальной окрестности

$$\mu_l(2m+1, 2n+1) = |\bar{x}_{l+1}(m, n) - \bar{x}_{l+1}(m+1, n+1)| - |\bar{x}_{l+1}(m, n+1) - \bar{x}_{l+1}(m+1, n)|. \quad (14)$$

Большие положительные или отрицательные значения признака (14) соответствуют точкам изображения, через который проходит диагональный контур направления "слева снизу вправо вверх" и "слева сверху вправо вниз" соответственно. В этих ситуациях выгоднее интерполировать «вдоль» контура соответствующего направления, т.е. использовать интерполирующие функции (12) и (10) соответственно. Близкие к нулю значения признака (14) соответствуют точкам изображения, лежащим на относительно ровных участках изображения, в которых лучше работает усредняющая интерполяция (11).

По аналогии с алгоритмом (III), после интерполяции центральных отсчётов  $x_l(2m+1, 2n+1)$  для них вычисляются восстановленные значения, которые затем используются для адаптивной интерполяции крайних отсчётов  $x_l(2m+1, 2n)$  и  $x_l(2m, 2n+1)$ , которая происходит полностью аналогично (вся ситуация просто поворачивается на  $\pi/4$ ).

## 5. Минимизация энтропии при адаптивной интерполяции изображений

Для использования адаптивного интерполятора (13) необходимо сначала задать его параметры  $\alpha$  и  $\beta$ . Эти параметры используются, фактически, в качестве «порогов переключения» между «усредняющей» интерполяцией (11) и «интерполяцией вдоль контура» (10),(12). Параметры  $\alpha$  и  $\beta$  выбираются автоматически для каждого конкретного изображения, в зависимости от количества и выраженности контурных линий на нём. Целочисленные параметры  $\alpha$  и  $\beta$  выбираются в диапазоне

$$-M < \alpha \leq 0 \leq \beta < M, \quad (15)$$

где  $M$  – количество возможных значений яркости на изображении (для восьмибитного изображения  $M = 256$ ).

В работе [21] выбор параметров адаптивного интерполятора осуществляется исходя из минимизации суммы модулей погрешности интерполяции.

$$\delta(\alpha, \beta) = \sum_{(m,n)} |\hat{x}_l(m, n) - x_l(m, n)| \rightarrow \min_{\alpha, \beta}. \quad (16)$$

Такой выбор критерия качества объясняется тем, что уменьшение погрешности интерполяции приведёт к ослаблению разностного сигнала (2) и, соответственно, квантованного разностного сигнала (3), что в свою очередь позволит повысить степень его сжатия. Однако, уменьшение указанной погрешности влияет на объём сжатых данных не напрямую, а опосредованно. В данной работе для выбора параметров адаптивного интерполятора был использован критерий минимума энтропии  $H_q$  квантованного разностного сигнала (3), которая является хорошей оценкой объёма сжатых данных [22]. Эта энтропия, с точностью до мультипликативной и аддитивной констант, может быть записана в виде:

$$H_q(\alpha, \beta) = - \sum_{q=-M+1}^{M-1} N_q(\alpha, \beta) \ln N_q(\alpha, \beta) \rightarrow \min_{\alpha, \beta}, \quad (17)$$

где  $N_q(\alpha, \beta)$  – количество значений квантованного разностного сигнала (3), равных  $q$ , которое, естественно, зависит от параметров адаптивного интерполятора  $\alpha, \beta$ .

Минимизация оценки объёма сжатых данных в данной ситуации, несомненно, является более адекватным критерием, т.к. основной целью компрессии является именно минимизация объёма данных, а не минимизация погрешности квантования. Кроме того, решение (17) позволит выяснить, насколько хорошим в действительности является решение задачи (18) именно с точки зрения компрессии.

Решение задачи минимизации энтропии (17) достаточно трудоёмко в вычислительном смысле, т.к. эта задача является двухпараметрической. В данной работе предлагается заменить её на две однопараметрические задачи. Для этого из множества отсчётов квантованного разностного сигнала (3) выделим два подмножества, соответствующие отрицательным и положительным значениям признака направления контура (14) соответственно:

$$\{q_i^-(m, n)\} = \{q_i(m, n) : \mu_i(m, n) < 0\}, \quad (18)$$

$$\{q_i^+(m, n)\} = \{q_i(m, n) : \mu_i(m, n) > 0\}. \quad (19)$$

Нетрудно видеть, что количество  $N_q^-(\alpha)$  значений сигнала (18), равных  $q$ , зависит только от параметра  $\alpha$  и не зависит от параметра  $\beta$ , а количество  $N_q^+(\beta)$  значений сигнала (19), равных  $q$ , наоборот зависит только от  $\beta$ . Соответственно, энтропия  $H_q^-(\alpha)$  сигнала (18) также зависит только от  $\alpha$ , а энтропия  $H_q^+(\beta)$  сигнала (19) только от  $\beta$ . Основываясь на этом, в данной работе предлагается заменить двухпараметрическую задачу (17) на две однопараметрические задачи:

$$H_q^-(\alpha) = - \sum_{q=-M+1}^{M-1} N_q^-(\alpha) \ln N_q^-(\alpha) \rightarrow \min_{\alpha}, \quad (20)$$

$$H_q^+(\beta) = - \sum_{q=-M+1}^{M-1} N_q^+(\beta) \ln N_q^+(\beta) \rightarrow \min_{\beta}. \quad (21)$$

Для решения задачи (21) на предварительном проходе по изображению заполняется трёхмерная матрица

$$\mathbf{N}_{\mu, q}^{(i)}, \quad 0 \leq \mu < M, \quad -M < q < M, \quad i \in \{1, 2\}, \quad (22)$$

содержащая количество отсчётов квантованного разностного сигнала (3), равных  $q$ , при значении признака (13), равных  $\mu$ , в ситуации использования интерполятора номер  $i$  из набора интерполяторов (10-12). Затем эта матрица используется для рекуррентного вычисления количества  $N_q^+(\beta)$  значений сигнала (19), равных  $q$ , при всех возможных значениях параметра  $\beta$

$$N_q^+(0) = \sum_{\mu=0}^{M-1} \mathbf{N}_{\mu, q}^{(1)}, \quad N_q^+(\beta+1, q) = N_q^+(\beta, q) - \mathbf{N}_{\beta, q}^{(1)} + \mathbf{N}_{\beta, q}^{(2)}. \quad (23)$$

В свою очередь, найденное количество  $N_q^+(\beta)$  значений сигнала (19), равных  $q$ , используется для вычисления энтропии (21) этого сигнала при всех возможных значениях параметра  $\beta$ . При этом одномерный массив значений энтропии (21) имеет длину всего  $M$ , поэтому минимальное значение энтропии в нём может быть найдено простым перебором. Индекс (номер) этого минимального значения и будет оптимальным значением параметра  $\beta$ . На этом задача оптимизации (21) решена, и после полностью аналогичного решения задачи оптимизации (20) оптимальные значения параметров адаптивного интерполятора найдены.

## 6. Эффективность адаптивного интерполятора с минимизацией энтропии квантованного сигнала

Эффективность разработанного интерполятора, основанного на минимизации (17) энтропии квантованного разностного сигнала (далее «энтропийный интерполятор, алгоритм интерполяции V») исследовалась экспериментально при иерархической компрессии тестовых изображений различного типа. При этом разработанный алгоритм интерполяции сравнивался с известными алгоритмами: усредняющими интерполяторами (10-12), которые обозначены цифрами (I)-(III), а также адаптивным интерполятором (13), основанным на минимизации (16) суммы модулей погрешности интерполяции (далее «алгоритм интерполяции IV»).

Примеры тестовых изображений типа «Город», «Портрет», «Шум», «Поля» приведены на рис. 2. Изображение «Шум» является синтезированным (белый шум, т.е. некоррелированное стационарное случайное поле), остальные

изображение реальные. Для всех алгоритмов интерполяции, а также для иерархического метода компрессии в целом использовалась авторская программная реализация на языке C++.

При исследовании адаптивного энтропийного интерполятора (V) в качестве базы для сравнения использовались остальные интерполяторы (I-IV), описанные в данной работе. Таким образом, в качестве меры эффективности исследуемого энтропийного интерполятора (V) использовался его относительный выигрыш  $\Delta$  в процентах у остальных интерполяторов по объему архивного файла:

$$\Delta = \frac{S^{(x)} - S^{(v)}}{S^{(x)}} 100\% , \tag{24}$$

где  $S^{(v)}$  размер сжатых данных (в байтах) при использовании исследуемого энтропийного интерполятора (V), который сравнивается с размером сжатых данных  $S^{(x)}$  одного из остальных интерполяторов (I)-(IV). Типичные результаты сравнения показаны на рис. 3-4.



Рис. 2. Примеры тестовые изображений: "Портрет", "Шум", "Город", "Поля".

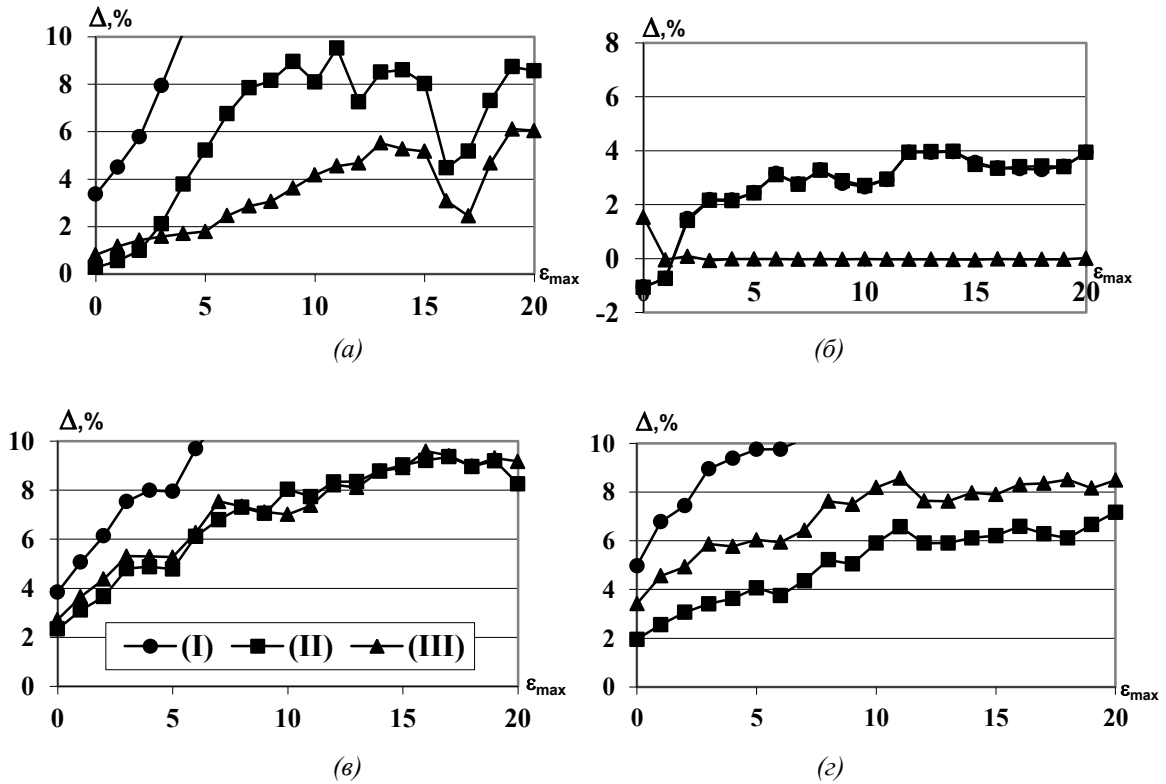


Рис. 3. Выигрыш  $\Delta$  адаптивного энтропийного интерполятора (V) у усредняющих интерполяторов (I-III) по относительному размеру сжатых данных в зависимости от максимальной погрешности  $\epsilon_{\max}$  для изображений: (а) "Поля", (б) "Шум", (в) "Портрет", (г) "Город".

**Выводы:**

1. Адаптивный энтропийный интерполятор (V) выигрывает у усредняющих интерполяторов (I-III) по объему сжатых данных несколько процентов (до 10%) на всех рассмотренных типах изображений, за исключением синтезированного белого шума (т.к. на нём обычное усреднение оптимально при фиксированном наборе опорных точек).
2. Адаптивный энтропийный интерполятор (V) выигрывает доли процента у адаптивного интерполятора (IV), основанного на минимизации суммы модулей погрешности интерполяции, по объему сжатых данных на большей части рассмотренного диапазона максимальных погрешностей (на меньшей части диапазона немного проигрывает).

- 2.1. Этот результат экспериментально доказывает, что критерий минимизации суммы модулей погрешности, который используется в интерполяторе (IV), является адекватным с точки зрения компрессии, т.к. полученные с него результаты совсем немного уступают результатам интерполятора (V), полученным исходя из минимизации оценки объёма сжатых данных.
- 2.2. Интерполятор (V) следует использовать вместо интерполятора (IV) только в ситуациях, когда минимизация объёма данных гораздо важнее скорости компрессии либо когда важна только скорость декомпрессии, т.к. интерполятор (V) проигрывает интерполятору (IV) по скорости существенно, а выигрывает по степени сжатия совсем немного (доли процента).

## 7. Заключение

Рассмотрена адаптивная интерполяция при иерархической компрессии изображений. Предложен наиболее адекватный с точки зрения компрессии подход к поиску параметров адаптивного интерполятора, основанный на минимизации оценки объёма сжатых данных, в качестве которой используется энтропия квантованного разностного сигнала (постинтерполяционных остатков). Проведена программная реализация адаптивного энтропийного иерархического интерполятора, разработанного на основе предложенного подхода. Проведено экспериментальное сравнение разработанного интерполятора с усредняющими интерполяторами и адаптивным интерполятором, основанным на минимизации суммы модулей погрешности интерполяции. Показано преимущество разработанного интерполятора по объёму сжатых данных при различных максимальных погрешностях.

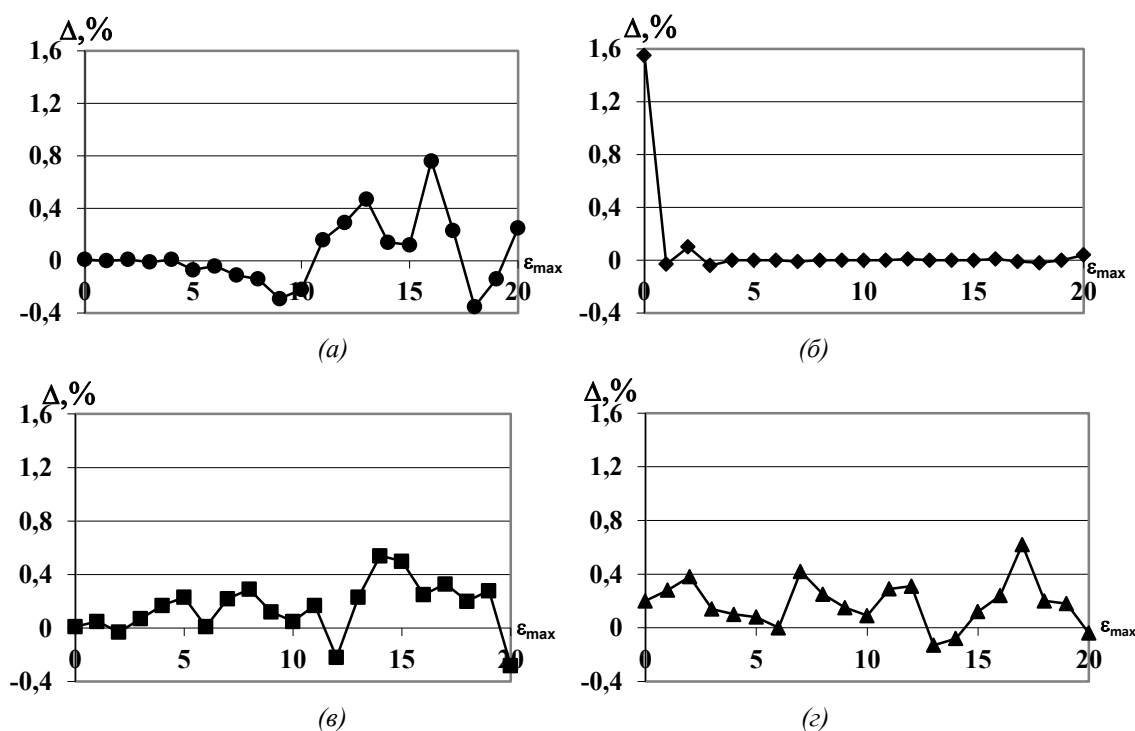


Рис. 4. Выигрыш  $\Delta$  адаптивного энтропийного интерполятора (V) у адаптивного интерполятора (IV), основанного на минимизации суммы модулей погрешности интерполяции, по относительному размеру сжатых данных в зависимости от максимальной погрешности  $\varepsilon_{\max}$  для изображений: (а) "Поля", (б) "Шум", (в) "Портрет", (г) "Город".

## Благодарности

Работа выполнена за счет гранта Российского научного фонда (проект №14-31-00014) "Создание лаборатории прорывных технологий дистанционного зондирования Земли".

## Литература

- [1] Chang, C. Hyperspectral Data Processing: Algorithm Design and Analysis / C. Chang. – Wiley Press, 2013. – 1164 p.
- [2] Borengasser, M. Hyperspectral Remote Sensing – Principles and Applications / M. Borengasser, W. Hungate, R. Watkins. – CRC Press, 2004. – 128 p.
- [3] Chang, C. Hyperspectral data exploitation: theory and applications / C. Chang. – Wiley-Interscience, 2007. – 440 p.
- [4] Sayood, K. Introduction to Data Compression. / K. Sayood. The Morgan Kaufmann Series in Multimedia Information and Systems, 4ed. – 2012. – 743 p.
- [5] Ватолин, Д. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео / Д. Ватолин, А. Ратушняк, М. Смирнов, В. Юкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 384 с.
- [6] Salomon, D. Data Compression. The Complete Reference / D. Salomon. – Springer-Verlag, 4ed, 2007. – 1118 p.
- [7] Pratt, W. Digital image processing / W. Pratt. – Wiley, 4ed, 2007. – 807 p.
- [8] Woods, E Digital Image Processing / E. Woods, R. Gonzalez // Prentice Hall, 3ed, 2007. –976 p.
- [9] Wallace, G. The JPEG Still Picture Compression Standard / G. Wallace // Communications of the ACM. – 1991. – Vol. 34(4). – P. 30-44.

- [10] Plonka, G.; Tasche, M. Fast and numerically stable algorithms for discrete cosine transforms / G. Plonka, M. Tasche // *Linear Algebra and its Applications*. – 2005. – Vol. 394(1). – P. 309–345.
- [11] Лидовский, В.В. Теория информации - учебное пособие. / В.В. Лидовский. – М.: Спутник+, 2004. – 111 с.
- [12] Gupta, V. Enhanced Image Compression Using Wavelets. / V. Gupta, V. Sharma, A. Kumar. // *International Journal of Research in Engineering and Science (IJRES)*. – 2014. – Vol. 2(5). – P. 55-62.
- [13] Li, J. Image Compression: The Mathematics of JPEG-2000 / J. Li // *Modern Signal Processing*. — MSRI Publications. – 2003. — V. 46. — P. 185-221.
- [14] Ebrahimi, F. JPEG vs. JPEG2000: An Objective Comparison of Image Encoding Quality / F. Ebrahimi, M. Chamik, S. Winkler // *Proceedings of SPIE Applications of Digital Image Processing XXVII*. – 2004. – Vol. 5558. – P. 300–308.
- [15] Woon, W.M. Achieving high data compression of self-similar satellite images using fractal. / W.M. Woon, A.T.S. Ho, T. Yu; S.C. Tam, S.C. Tan, L.T. Yip. // *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. – 2000. – P. 609-611
- [16] Gashnikov, M. V. Compression Method for Real-Time Systems of Remote Sensing / M.V. Gashnikov, N.I. Glumov, V.V. Sergeyev // *Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition*. – Barcelona 2000. – Vol. 3. – P. 232-235.
- [17] Гашников, М.В. Иерархическая компрессия в задаче хранения гиперспектральных изображений / М.В. Гашников, Н.И. Глумов // *Компьютерная оптика*. – 2014. – Т. 38(3). – С. 482-488.
- [18] Lin, S. Error Control Coding: Fundamentals and Applications, second edition / S. Lin, D. Costello. – New Jersey: Prentice-Hall, inc. Englewood Cliffs, 2004. – 1260 p.
- [19] Ефимов, В.М. Оценка эффективности иерархических и построчных алгоритмов сжатия полутоновых изображений без потерь / В.М.Ефимов, А.Н.Колесников // Тезисы докладов III конференции “Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии”. – Нижний Новгород, 1997. – Часть I. – С. 157-161.
- [20] Gashnikov, M. Interpolation for hyperspectral images compression / M.V. Gashnikov // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2016. – Vol. 1638. – P. 327-333.
- [21] Гашников, М. В. Адаптивный алгоритм интерполяции для иерархической компрессии изображений / М.В. Гашников, Н.И. Глумов, В.В. Сергеев // *Компьютерная оптика*, 2002. Вып. 23, С.89-93.
- [22] MacKay, D. J.C. Information Theory, Inference, and Learning Algorithms / D. J.C. MacKay. – Cambridge Univ. Press, 2003. – 628 p.
- [23] Gashnikov, M.V. Hyperspectral images repository using a hierarchical compression / M.V. Gashnikov, N.I. Glumov // *Posters Proceedings of 23-rd International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (WSCG)*. – 2015. – P. 1-4.
- [24] Gashnikov, M.V. Development and Investigation of a Hierarchical Compression Algorithm for Storing Hyperspectral Images / M.V. Gashnikov, N.I. Glumov // *Optical Memory and Neural Networks*. – Allerton Press. – 2016. – Vol. 25(3). – P. 168–179.