

Параметризация нелинейного предсказателя, инвариантного к контурам четырех направлений, при компрессии цифровых изображений

М.В. Гашников¹, А.И. Максимов¹

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

Аннотация. Производится параметризация нелинейного предсказателя, инвариантного к контурам 4 направлений для метода компрессии цифровых изображений на основе дифференциальной импульсно-кодовой модуляции. Предсказатель автоматически выбирает один из возможных способов расчета для каждого отсчета с учетом наличия контура. Перед процедурой компрессии производится процедура обучения, вычисляющая оптимальное значение параметра предсказателя. При оптимизации обеспечивается минимум суммы модулей погрешностей предсказания. Для этого используется рекуррентная процедура, вычислительная сложность которой не зависит от размера изображения. Для исследования предсказателей проводятся вычислительные эксперименты на тестовом наборе изображений. Продемонстрирован выигрыш предложенного предсказателя у прототипов по квадратичной погрешности.

1. Введение

В последние годы размер обрабатываемых данных, в том числе и изображений, растет быстрее емкости запоминающих устройств, что приводит к необходимости использования методов компрессии.

На сегодняшний день разработано большое количество методов компрессии. Наиболее распространенным из которых, пожалуй, является метод JPEG[1], использующий статистическое кодирование[2,3] трансформант, получаемых при помощи двумерного дискретного косинусного преобразования[4]. Помимо методов, основанных на двумерных ортогональных преобразованиях[5], к которым относится упомянутый метод, широко используются на практике фрактальные[6] и вейвлетные[7] методы.

Перечисленные методы обладают одной общей особенностью – ресурсоемкостью, которая затрудняет их использование в системах реального времени, например, в бортовых системах регистрации изображений спутников, беспилотников и прочих летательных аппаратов. Данные системы испытывают необходимость в методах компрессии, имеющих малую вычислительную сложность, в которых обработка сигнала могла бы производиться в пространственной области, без перехода к спектральным компонентам.

Методы, основанные на дифференциальной импульсно-кодовой модуляции (ДИКМ)[7-10] удовлетворяют этим требованиям. Декорреляция сигнала при использовании ДИКМ-

компрессии достигается за счет перехода к разностному представлению. Однако область использования ДИКМ не ограничивается системами реального времени, к примеру, ДИКМ выступает в качестве составного этапа в других методах компрессии. Упомянутый выше алгоритм JPEG использует сжатие ДИКМ на одном из этапов своей работы. Таким образом, задача исследования ДИКМ и повышения ее эффективности является актуальной.

В данной статье предлагается новый параметризованный предсказатель, который позволяет повысить эффективность ДИКМ-компрессии за счет переключения между различными способами предсказания для каждого обрабатываемого отсчета в зависимости от наличия контура в окрестности этого отсчета.

Работа выстроена в следующем порядке. Вначале приводится общая схема метода дифференциальной импульсно-кодовой модуляции, а также основные виды предсказателей и квантователей ДИКМ при компрессии цифровых изображений. В следующем пункте излагаются алгоритмы, по которым происходит предсказание отсчетов при помощи предлагаемого параметризованного предсказателя и его обучение. В третьем пункте приведены результаты вычислительных экспериментов.

2. Дифференциальная импульсно-кодовая модуляция

ДИКМ-компрессия состоит из последовательного применения процедур предсказания, квантования, восстановления и кодирования. Общая схема данного метода представлена ниже.

2.1 Общая схема компрессии на основе ДИКМ

Дифференциальную импульсно-кодовую модуляцию можно представить в виде следующей последовательной процедуры:

1. Сначала формируется опорное значение $\bar{C}(n, m)$ в ходе процедуры предсказания;

2. После вычисляется разностный сигнал $f(n, m)$, он равен разности между истинным значением сигнала и его предсказанным значением (1):

$$f(n, m) = C(n, m) - \bar{C}(n, m), \quad (1)$$

где $C(n, m)$ – истинное значение сигнала.

3. Полученный разностный сигнал квантуется (2):

$$f_q(n, m) = Q(f(n, m)), \quad (2)$$

где Q – функция квантования разностного сигнала.

4. Далее вычисляется значение восстановленного сигнала $\hat{C}(n, m)$ по его предсказанному значению и квантованной разности. Это восстановленное значение (3) используется для предсказания последующих отсчетов сигнала:

$$\hat{C}(n, m) = \bar{C}(n, m) + f_q(n, m); \quad (3)$$

5. После обработки всего изображения квантованный разностный сигнал $f_q(n, m)$ кодируется.

2.2 Предсказание при ДИКМ-компрессии изображений

Сжатие при ДИКМ-компрессии достигается за счет формирования разностного сигнала, близкого к нулю. Таким образом, необходимо как можно точнее формировать опорное, или предсказанное, значение сигнала. Существует три основных типа предсказателей ДИКМ – усредняющие[8], нелинейные[9] и адаптивные[10].

Усредняющие, или линейные, предсказатели берут в качестве опорного значения среднее значение по нескольким предыдущим отсчетам. Простейшим линейным предсказателем может служить предсказатель, выбирающим в качестве опорного значения предыдущий отсчет.

На рисунке 1 представлена схема работы предсказателя, усредняющего по двум предыдущим отсчетам[8]. Предсказанное значение в этом случае формируется следующим образом (4):

$$\bar{C}(n, m) = \left[\frac{\hat{C}(n-1, m) + \hat{C}(n-1, m) + \hat{C}(n-1, m-1) + \hat{C}(n+1, m-1)}{4} \right]. \quad (4)$$

Предсказатели такого типа шумоустойчивы, поскольку используют усреднение по нескольким отсчетам, однако могут давать ошибку на контурах – пространственно-протяженных перепадах яркости изображения.

Нелинейные же предсказатели, наоборот, дают малую ошибку предсказания на контурах. Основная идея предсказателей такого типа – предсказывать значение сигнала «вдоль» контура, основываясь на значениях яркости предыдущих отсчетов.

Одним из таких предсказателей является предсказатель Грэхема[9]. Он способен предсказывать «вдоль» горизонтальных и вертикальных контуров. В качестве опорного значения, берется отсчет, соответствующий наименьшей из следующих разностей (5,6,7):

$$\bar{C} = \begin{cases} \hat{C}(n, m-1), & \text{if } \lambda_n > \lambda_m; \\ \hat{C}(n-1, m), & \text{if } \lambda_n \leq \lambda_m, \end{cases} \quad (5)$$

здесь

$$\lambda_n = |\hat{C}(n, m-1) - \hat{C}(n-1, m-1)|, \quad (6)$$

$$\lambda_m = |\hat{C}(n-1, m) - \hat{C}(n-1, m-1)|, \quad (7)$$

где λ_n – разность предыдущих отсчетов по горизонтали;

λ_m – разность предыдущих отсчетов по вертикали.

Схема работы данного предсказателя представлена на рисунке 2.

Развитием идеи предсказателя Грэхема служит предсказатель, инвариантный к контурам четырех направлений[10]. Он способен предсказывать «вдоль» горизонтальных, вертикальных и диагональных контуров. Для выбора опорного значения используются 12 разностей между 8 предыдущими отсчетами. Предсказание осуществляется следующим образом (8-12):

$$\bar{C} = \begin{cases} \hat{C}(n, m-1), & \text{if } \lambda_1 = \min(\lambda); \\ \hat{C}(n-1, m), & \text{if } \lambda_- = \min(\lambda); \\ \hat{C}(n-1, m-1), & \text{if } \lambda_7 = \min(\lambda); \\ \hat{C}(n+1, m-1), & \text{if } \lambda_\backslash = \min(\lambda), \end{cases} \quad (8)$$

здесь

$$\lambda_1 = |\hat{C}(n, m-1) - \hat{C}(n-1, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m-1) - \hat{C}(n-2, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m+1) - \hat{C}(n-2, m+1)|, \quad (9)$$

$$\lambda_- = |\hat{C}(n-1, m-1) - \hat{C}(n-1, m-2)| + |\hat{C}(n-1, m) - \hat{C}(n-1, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m+1) - \hat{C}(n-1, m)|, \quad (10)$$

$$\lambda_7 = |\hat{C}(n, m-1) - \hat{C}(n-1, m)| + |\hat{C}(n-1, m) - \hat{C}(n-2, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m-1) - \hat{C}(n-2, m)|, \quad (11)$$

$$\lambda_\backslash = |\hat{C}(n, m-1) - \hat{C}(n-1, m-2)| + |\hat{C}(n-1, m) - \hat{C}(n-2, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m+1) - \hat{C}(n-2, m)|, \quad (12)$$

где λ_1 – разность отсчетов, лежащих на вертикали;

λ_- – разность отсчетов, лежащих на горизонтали;

λ_7 – разность отсчетов, лежащих под углом 45°;

λ_\backslash – разность отсчетов, лежащих под углом 135°.

Поскольку нелинейные предсказатели не используют усреднения при формировании опорного значения, они подвержены влиянию шумов.

Адаптивные предсказатели сочетают в себе преимущества усредняющих и нелинейных предсказателей. Адаптивный предсказатель в каждой точке переключается между усредняющим и нелинейным способом предсказания опорного значения в зависимости от локальных особенностей изображения. Для выбора способа предсказания выбирается критерий, значение которого в каждой точке определяет выбор способа предсказания. В

идеальном случае, каждый из способов предсказания должен использоваться тогда, когда он дает наименьшую ошибку предсказания – усредняющий предсказатель на «ровных» участках изображения, нелинейный предсказатель на контурах. Схема работы данного предсказателя представлена на рисунке 3.

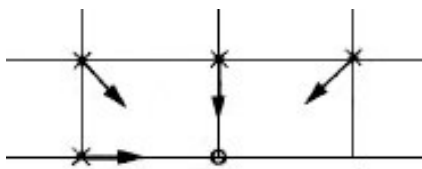


Рисунок 1. Схема работы предсказателя, усредняющего по четырем предыдущим отсчетам.

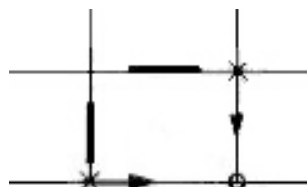


Рисунок 2. Схема работы нелинейного предсказателя Грэхема.

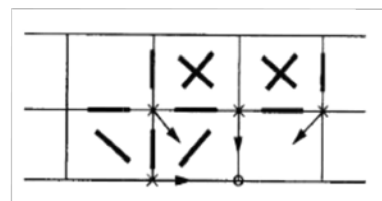


Рисунок 3. Схема работы предсказателя, инвариантного к контурам четырех направлений.

Примером предсказателя такого типа является адаптивный предсказатель Грэхема[10]. В каждом обрабатываемом отсчете рассчитывается разность разностей из формул (6) и (7). Полученное значение сравнивается с порогами, которые устанавливаются для каждого обрабатываемого изображения при помощи процедуры предварительного обучения. Процедура предсказания может быть записана следующим образом (13-17):

$$\bar{C} = \begin{cases} \hat{C}(n, m - 1), & \text{if } \lambda < \lambda_-; \\ \hat{C}(n, m - 1) + \hat{C}(n - 1, m), & \text{if } \lambda \in [\lambda_-, \lambda_+]; \\ \hat{C}(n - 1, m), & \text{if } \lambda > \lambda_+, \end{cases} \quad (13)$$

$$-C_{max} \leq \lambda_- \leq 0 \leq \lambda_+ \leq C_{max}, \quad (14)$$

здесь

$$\lambda_n = |\hat{C}(n, m - 1) - \hat{C}(n - 1, m - 1)|, \quad (15)$$

$$\lambda_m = |\hat{C}(n - 1, m) - \hat{C}(n - 1, m - 1)|, \quad (16)$$

$$\lambda = \lambda_n - \lambda_m, \quad (17)$$

где λ – признак контура, критериальная величина;

λ_- – нижний порог переключения предсказателя;

λ_+ – верхний порог переключения предсказателя;

C_{max} – максимальное значение яркости изображения.

Более наглядно работа адаптивного параметризованного предсказателя Грэхема представлена на рисунке 4:

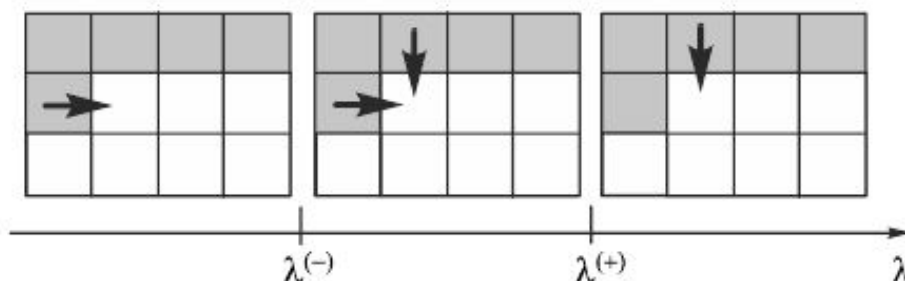


Рисунок 4. Схема работы адаптивного параметризованного предсказателя Грэхема.

Недостатком данного способа предсказания является необходимость проведения предварительной процедуры обучения для вычисления порогов переключения способов предсказания.

2.3 Квантование при ДИКМ-компрессии изображений

Квантование [8,11] – процесс разделения области значений сигнала (в данном случае изображения) на конечное число диапазонов, каждый из которых представлен одним определенным значением.

Квантование позволяет повысить коэффициент сжатия обрабатываемого изображения при помощи внесения в него погрешности. Квантование разностного сигнала имеет особенность – малое число уровней квантования, потому их выбору стоит уделить особое внимание. В данной работе при исследовании использовались две шкалы квантования – равномерная [12] и шкала квантования Макса [13].

Интервалы равномерной шкалы квантования одинаковы, ее представительные значения расположены в середине интервалов и на равных расстояниях друг от друга. Равномерная шкала квантования является шкалой с управляемой погрешностью [14]. Максимальная вносимая в квантуемый сигнал погрешность определяется шириной интервала шкалы. Квантование при помощи равномерной шкалы может быть записано следующим образом (18):

$$f_q(n) = \text{sign}(f(n)) \times \left\lfloor \frac{|f(n)| \times E_{max}}{2E_{max} + 1} \right\rfloor, \quad (18)$$

где E_{max} – задаваемая максимальная погрешность.

Преимущество такой шкалы квантования – пропорциональность уровней квантованного сигнала значениям неквантованного.

Шкала квантования Макса является неравномерной. Ее уровни строятся исходя из критерия минимизации среднеквадратической ошибки [13] квантования. При известной плотности распределения разностного сигнала можно составить выражение (19) для среднеквадратической ошибки квантования:

$$\mathcal{E}_q^2 = \sum_{l=0}^{L-1} \int_{d_l}^{d_{l+1}} (C - r_l) p(C) dC, \quad (19)$$

где \mathcal{E}_q^2 – среднеквадратическая ошибка квантования;

L – число уровней квантования;

d_l – граничное значение;

r_l – представительное значение;

$p(C)$ – плотность распределения разностного сигнала.

Поскольку разностный сигнал является дискретным, то формула (19) примет следующий вид (20):

$$\mathcal{E}_q^2 = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{C=d_l}^{d_{l+1}} (C - r_l) p(C). \quad (20)$$

Для получения шкалы Макса необходимо подобрать такие d_l и r_l , которые минимизировали бы ошибку (20). Формулы (21,22) для них находятся путем взятия частных производных от выражения (20):

$$r_l = \frac{\sum_{C=d_l}^{d_{l+1}} C p(C)}{\sum_{C=d_l}^{d_{l+1}} p(C)}, \quad (21)$$

$$d_j = \frac{r_{j-1} + r_j}{2}. \quad (22)$$

На практике начальное положение уровней и диапазонов для шкалы Макса задают равномерной шкалой, далее итерационно пересчитывают представительные значения с использованием границ интервалов, после границы интервалов пересчитываются при помощи полученных представительных значений, и так далее до получения установившегося решения.

В итоге уровни шкалы Макса чаще располагаются на области значений сигнала там, где чаще появляются значения.

3. Параметризация нелинейного предсказателя, инвариантного к контурам четырех направлений

В данной статье представлен новый адаптивный предсказатель, являющийся параметризацией предсказателя, инвариантного к контурам четырех направлений. Для него разработаны процедуры, непосредственно, предсказания и процедура обучения, включающая в себя предварительный проход по сжимаемому изображению для получения значения порога, при преодолении которого происходит изменение способа предсказания.

Признаком наличия контура для данного параметризованного предсказателя служит модуль разности между опорными значениями, полученными при помощи предсказателя, усредняющего по четырем предыдущим отсчетам (4) и предсказателя, инвариантного к контурам четырех направлений (8). Идея параметризации – если модуль разности между предсказанными усредняющим и нелинейным способами мала, принимать за опорное значение результат работы усредняющего предсказателя, поскольку он шумоустойчив. Если разность велика, значит, обнаружен контур и в качестве опорного значения берется результат работы нелинейного предсказателя.

3.1 Процедура предсказания параметризованного предсказателя

Процедура предсказания для параметризованного предсказателя, инвариантного к контурам четырех направлений может быть представлена следующим образом (23-28):

$$\bar{c} = \begin{cases} (\hat{C}(n-1, m) + \hat{C}(n, m-1) + \hat{C}(n-1, m-1) + \hat{C}(n+1, m-1))/4, \\ \quad \text{if } |\min(\lambda) - \lambda_m| \leq \Lambda; \\ \hat{C}(n, m-1), \text{ if } \lambda_1 = \min(\lambda) \wedge |\lambda_1 - \lambda_m| > \Lambda; \\ \hat{C}(n-1, m), \text{ if } \lambda_- = \min(\lambda) \wedge |\lambda_- - \lambda_m| > \Lambda; \\ \hat{C}(n-1, m-1), \text{ if } \lambda_j = \min(\lambda) \wedge |\lambda_j - \lambda_m| > \Lambda; \\ \hat{C}(n+1, m-1), \text{ if } \lambda_\setminus = \min(\lambda) \wedge |\lambda_\setminus - \lambda_m| > \Lambda, \end{cases} \quad (23)$$

здесь

$$\lambda_1 = |\hat{C}(n, m-1) - \hat{C}(n-1, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m-1) - \hat{C}(n-2, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m+1) - \hat{C}(n-2, m+1)|, \quad (24)$$

$$\lambda_- = |\hat{C}(n-1, m-1) - \hat{C}(n-1, m-2)| + |\hat{C}(n-1, m) - \hat{C}(n-1, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m+1) - \hat{C}(n-1, m)|, \quad (25)$$

$$\lambda_j = |\hat{C}(n, m-1) - \hat{C}(n-1, m)| + |\hat{C}(n-1, m) - \hat{C}(n-2, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m-1) - \hat{C}(n-2, m)|, \quad (26)$$

$$\lambda_\setminus = |\hat{C}(n, m-1) - \hat{C}(n-1, m-2)| + |\hat{C}(n-1, m) - \hat{C}(n-2, m-1)| + |\hat{C}(n-1, m+1) - \hat{C}(n-2, m)|, \quad (27)$$

$$\lambda_m = \left[\frac{\hat{C}(n-1, m) + \hat{C}(n-1, m) + \hat{C}(n-1, m-1) + \hat{C}(n+1, m-1)}{4} \right], \quad (28)$$

где Λ – порог переключения предсказателя.

Схематично работа такого предсказателя показана на рис. 5. Процедура получения значения порога Λ описывается в следующей части статьи.

3.2 Процедура обучения параметризованного предсказателя

Для определения величина порога Λ , используемого для переключения способов предсказания, необходимо решить следующую оптимизационную задачу (29):

$$\delta(\Lambda) = \sum_{(m,n) \in \omega} |C(n, m) - \hat{C}(n, m)| \rightarrow \min_{\Lambda}. \quad (29)$$

где δ – погрешность предсказания;

ω – множество координат отсчетов изображения.

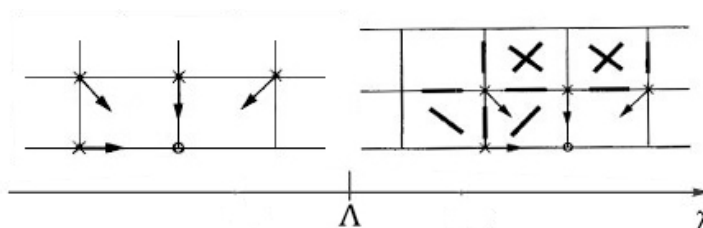


Рисунок 5. Схема работы параметризованного предсказателя, инвариантного к контурам четырех направлений.

Для решения этой задачи необходим предварительный проход по изображению, при котором заполняется матрица Δ (30-32), содержащая суммарные погрешности предсказания (сумму модулей разности между отсчетом изображения и предсказанным значением) для которых значение признака контура равно λ :

$$\Delta(1, \lambda) = \sum_{m,n \in w(\lambda)} |C(n, m) - \min_{\lambda} \{\hat{C}(n-1, m), \hat{C}(n, m-1), \hat{C}(n-1, m-1), \hat{C}(n+1, m-1)\}|, \tag{30}$$

$$\Delta(2, \lambda) = \sum_{m,n \in w(\lambda)} |C(n, m) - \left[\frac{\hat{C}(n-1, m) + \hat{C}(n, m-1) + \hat{C}(n-1, m-1) + \hat{C}(n+1, m-1)}{4} \right]|, \tag{31}$$

$$-C_{max} \leq \lambda \leq C_{max}, \tag{32}$$

где $w(\lambda)$ – множество значений λ .

Заполняется вектор погрешности при помощи рекуррентной схемы (33,34):

$$\delta(\lambda_{max}) = \sum_{\lambda=0}^{C_{max}} \Delta(1, \lambda), \tag{33}$$

$$\delta(\lambda) = \delta(\lambda + 1) - \Delta(1, \lambda) + \Delta(2, \lambda), C_{max} - 1 \geq \lambda \geq 0. \tag{34}$$

После этой операции значение порога Λ находится из формулы (29), а поскольку в векторе $C_{max} + 1$ элементов, отыскать искомое значение порога можно простым перебором.

4. Экспериментальное исследование предсказателей ДИКМ при компрессии изображений

Для разработанного предсказателя была проведена серия вычислительных экспериментов, в ходе которых была построена зависимость среднеквадратического отклонения (СКО) от коэффициента сжатия шкалы квантования. В качестве шкал квантования были выбраны равномерная (18) и шкала Макса (21, 22). Математическое выражение для СКО следующее (35):

$$\varepsilon = \frac{1}{D_C} \sum_{m,n=0}^{M,N} \sqrt{(C(n, m) - \tilde{C}(n, m))^2}, \tag{35}$$

где D_C – дисперсия исходного изображения;

M, N – размер изображения;

$C(n, m)$ – значения отсчетов исходного изображения;

$\tilde{C}(n, m)$ – значения отсчетов преобразованного (декомпрессированного) изображения.

Также было проведено сравнение полученных для разработанного предсказателя результатов с другими. В качестве предсказателей для сравнения были взяты прототипы, на основе которых была разработана параметризация – предсказатель, усредняющий по четырем предыдущим отсчетам (4) и предсказатель, инвариантный к контурам четырех направлений (8-12).

В качестве тестовых изображений был использован набор из 12 полутоновых фотографических и синтетических изображений Waterloo Greyscale Set 1[15]. Набор содержит все основные типы изображений – портретные, пейзажные, тексты, компьютерную графику и т.д. Все изображения имеют размер 256×256 пикселей. Использованный набор представлен на рисунке 6:

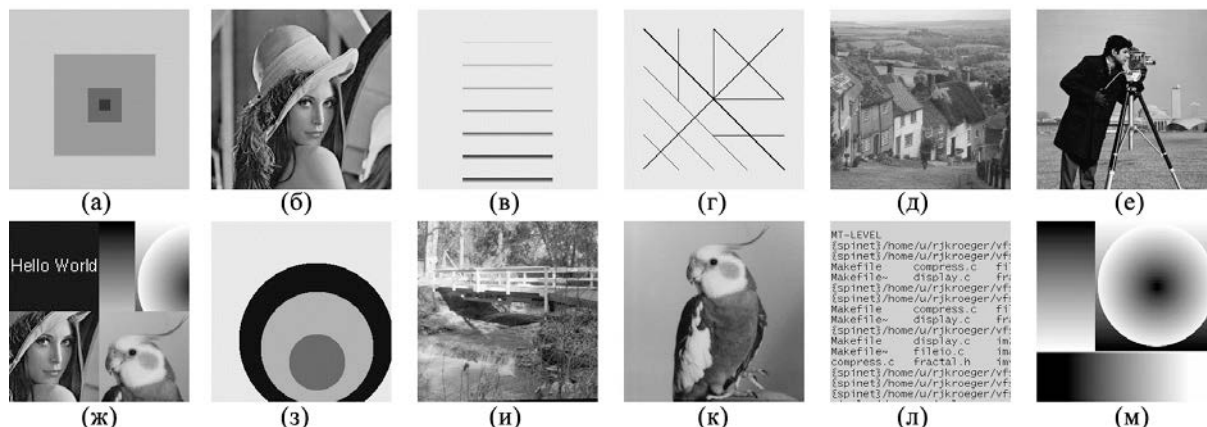


Рисунок 6. Изображения тестового набора Waterloo Greyscale Set 1, изображения (а), (в), (г), (з) инвертированы.

Вычислительный эксперимент проводился следующим образом: тестовые изображения подвергались компрессии и декомпрессии ДИКМ с постоянным коэффициентом сжатия равномерной шкалы квантования и выбранным предсказателем, после чего подсчитывалось СКО. Результаты для выбранного предсказателя усреднялись по всем изображениям набора. Далее процедура повторялась для следующего коэффициента сжатия шкалы. Таким образом были построены зависимости СКО от коэффициента сжатия равномерной шкалы квантования для всех выбранных предсказателей. Аналогичная серия экспериментов была проведена для шкалы квантования Макса. Результаты вычислительных экспериментов представлены на рисунках 6 и 7.

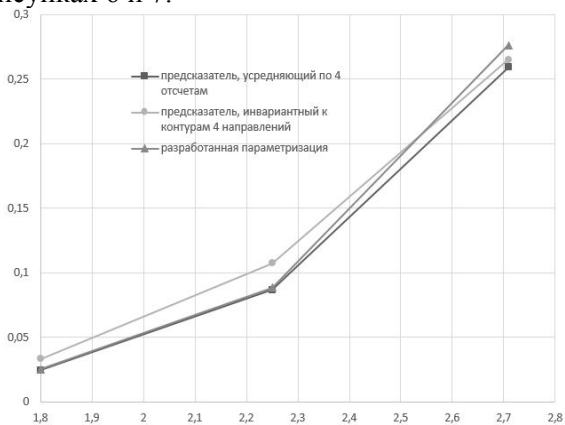


Рисунок 7. Зависимость СКО от коэффициента сжатия равномерной шкалы для каждого предсказателя.

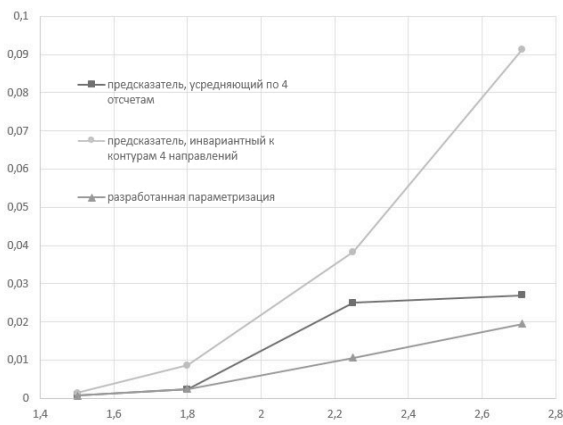


Рисунок 8. Зависимость СКО от коэффициента сжатия квантования шкалы Макса для каждого предсказателя.

Как видно из представленных зависимостей, разработанная параметризация входит в число лучших показателей по выбранному критерию и опережает по эффективности свои прототипы – предсказатель, усредняющий по четырем предыдущим отсчетам, и предсказатель, инвариантный к контурам четырех направлений. Также в ходе вычислительных экспериментов был выявлен тип изображений, при котором разработанная параметризация дает наименьшую ошибку предсказания из перечисленных предсказателей. Этот результат представлен на рисунке 8.

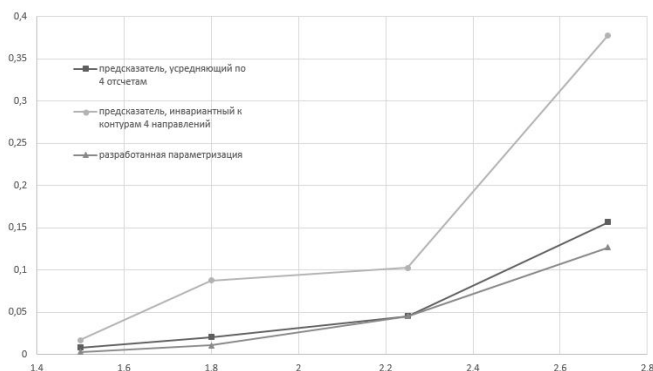


Рисунок 9. Зависимости СКО от коэффициента сжатия равномерной шкалы квантования для изображения, представленного на рисунке 6 (в).

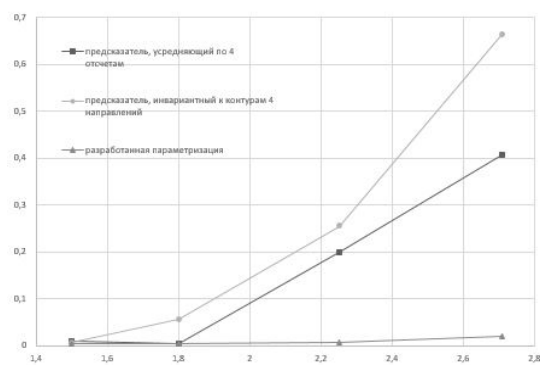


Рисунок 10. Зависимости СКО от коэффициента сжатия шкалы квантования Макса для изображения, представленного на рисунке 6 (в).

5. Заключение

В данной статье представлен новый адаптивный предсказатель для ДИКМ-компрессии изображений, основанный на параметризации известного предсказателя, инвариантного к контурам четырех направлений. Представлена его процедура предсказания, а также процедура обучения, включающая в себя предварительный проход по обрабатываемому изображению.

Проведена серия вычислительных экспериментов, в ходе которой выяснено, что разработанная параметризация демонстрирует большую эффективность по сравнению с известными предсказателями и своими прототипами. Также в ходе вычислительных экспериментов был определен тип изображений, на котором разработанный предсказатель показывает наилучшие результаты.

6. Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научных проектов № 18-01-00667, № 18-07-01312.

7. Литература

- [1] Wallace, G. The JPEG Still Picture Compression Standard / G. Wallace // Communications of the ACM. – 1991. – Vol. 34(4). – P. 30-44.
- [2] Фурсов, В.А. Теория информации: учеб. / В.А. Фурсов. - Самара: Изд-во Самар. гос. Аэрокосм. ун-та, 2011. – 128 с.
- [3] Лидовский, В.В. Теория информации - учебное пособие. / В.В. Лидовский. – М.: Спутник+, 2004. – 111 с.
- [4] Plonka, G. 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.
- [5] 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. Yap // Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). – 2000. – P. 609-611.
- [6] 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.
- [7] Sayood, K. Introduction to Data Compression / K. Sayood // The Morgan Kaufmann Series in Multimedia Information and Systems, 4ed. – 2012. – 743 p.
- [8] Pratt, W. Digital image processing / W. Pratt. – 4th ed. – Wiley, 2007. – 807 p.
- [9] Гашников, М.В. Методы компьютерной обработки изображений, под ред. В.А. Сойфера – 2 изд., испр. / М.В. Гашников, Н.И. Глумов, Н.Ю. Ильясова, В.В. Мясников, С.Б. Попов,

- В.В. Сергеев, В.А. Сойфер, А.Г. Храмов, А.В. Чернов, В.М. Чернов, М.А. Чичева, В.А. Фурсов. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с.
- [10] Soifer, V.A. Computer Image Processing, Part II: Methods and algorithms. Ed by Soifer VA / V.A. Soifer, A.V. Chernov, V.M. Chernov, M.A. Chicheva, V.A. Fursov, M.V. Gashnikov, N.I. Glumov, N.Y. Pyasova, A.G. Khramov, A.O. Korepanov, A.V. Kupriyanov, E.V. Myasnikov, V.V. Myasnikov, S.B. Popov, V.V. Sergeev. – VDM Verlag, 2010.
- [11] Гашников, М.В. Параметризация нелинейного предсказателя Грехэма при компрессии цифровых изображений / М.В. Гашников // Компьютерная оптика. – 2016. Т. 40, № 2. – С. 225-231. DOI: 10.18287/2412-6179-2016-40-2-225-231.
- [12] 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.
- [13] Salomon, D. Data Compression. The Complete Reference / D. Salomon. – Springer-Verlag, 2007. – 1118 p.
- [14] Lin, S. Error Control Coding: Fundamentals and Applications, second edition / S. Lin, D. Costello. – New Jersey: Prentice-Hall, inc. Englewood Cliffs, 2004. – 1260 p.
- [15] Image Repository: The Waterloo Fractal Coding and Analysis Group. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://links.uwaterloo.ca/Repository.html> (11.08.2017).

Parameterization of the nonlinear predictor invariant to four directions contours for digital image compression

M.V.Gashnikov¹, A.I. Maksimov¹

¹Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

Abstract. In this paper, a parameterization of the nonlinear predictor invariant to four directions contours for the digital images compression method based on differential pulse-code modulation is described. The predictor automatically selects one of the possible calculation methods for each pixel based on the presence of the contour in a pixel. Before compression, a learning procedure is performed to calculate the optimal value of the predictor parameter. The sums of prediction error modules are minimized during the optimization. Optimum is achieved with a help of a recursive procedure. The computational complexity of the recursive procedure is image size independent. In order to examine predictors, computational experiments are carried out on a test set of images. The advantage in terms of the quadratic error of suggested predictor over prototypes is shown.

Keywords: digital image compression, predictor invariant to four directions contours, quantization, Max quantization scale, DPCM, quadratic error.