

УДК 621.391

Д.Ф. Дядык, А.Ю. Стрюк

Полтавский военный институт связи

ВЫБОР АЛГОРИТМА КОНТЕКСТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРИ РАЗРАБОТКЕ МЕТОДА СЖАТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Разработан алгоритм кодирования трансформант вейвлет-преобразования, состоящий из этапов моделирования источника данных и кодирования ошибки предсказания. Построена схема алгоритма контекстного моделирования PPM, разработаны дополнительные способы повышения эффективности алгоритма при сжатии изображений. Оценка эффективности выбранной схемы производилась путём сравнения коэффициента сжатия и вычислительной сложности алгоритма.

трансформанты, контекстная модель, моделирование, коэффициент сжатия

Постановка задачи и анализ литературы

Актуальность исследования и разработки новых, более эффективных алгоритмов сжатия обусловлено медленным развитием алгоритмов сжатия изображений без потерь качества. Алгоритмы сжатия изображений без потерь нашли применение в медицине, криминалистике, картографии и многих других областях. Вместе с этим, крупные разработки современных форматов представления изо-

бражений патентируют созданные алгоритмы и, следовательно, их специализированное применение ограничивается.

Для разработки алгоритма сжатия изображений без потерь качества разработана схема [1], состоящая из этапов преобразования цветовых координат RCT, дискретного целочисленного вейвлет-преобразования с банком фильтров (5,3), алгоритма контекстно-зависимого моделирования PPM и арифметического QM-кодера (рис. 1)..

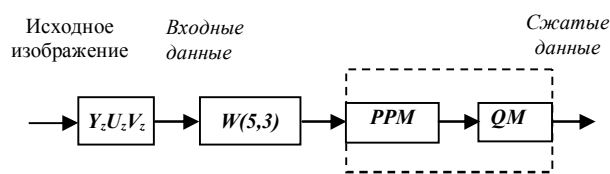


Рис. 1. Схема построения алгоритма сжатия изображений

Особенности алгоритма контекстного моделирования ограничивают его эффективное использование в алгоритмах сжатия изображений [2]. Контекстное моделирование играет важную роль в алгоритме сжатия и от этапа моделирования потока зависит качество кодирования данных в кодере. Следовательно, правильный подбор и усовершенствование алгоритма контекстно-зависимого моделирования является актуальным вопросом при разработке перспективного метода сжатия данных [7, 9].

Целью исследований является анализ и оценка различных модификаций алгоритма контекстного моделирования по методу PPM и усовершенствование выбранной схемы при разработке алгоритма сжатия изображений без потерь качества. Сравнение различных модификаций алгоритма производилось путём оценки двух определяющих параметров алгоритмов сжатия без потерь: коэффициента сжатия и вычислительной сложности алгоритма (времени выполнения).

Основной материал

Алгоритм контекстно-зависимого моделирования PPM является самым перспективным среди существующих контекстных методов. Данный алгоритм обеспечивает в среднем наилучшее сжатие при кодировании данных различных типов, и служит стандартом при сравнении универсальных алгоритмов сжатия [3 – 6].

Во всех контекстных методах для каждого контекста, встречаемого в обрабатываемой последовательности, создается своя контекстная модель. При этом под контекстом понимается последовательность элементов одного типа – символов, пикселей, чисел. Способ моделирования источника с помощью классических алгоритмов PPM базируется на следующих предположениях о природе источника:

- источник является марковским с порядком N , т.е. вероятность генерации символа зависит от N предыдущих символов и только от них;

- источник имеет такую дополнительную особенность, что чем ближе располагается один из символов контекста к текущему символу, тем больше корреляция между ними.

PPM относится к адаптивным методам моделирования [2]. Изначально кодеру и декодеру поставлена в соответствие исходная модель источника данных, состоящая из контекстной модели (КМ)

минус первого порядка. После обработки каждого символа кодер и декодер изменяют свои модели одинаковым образом, в частности наращивая величину оценки вероятности рассматриваемого символа

$$\sum_{d=0}^D t'(s|c_d) = \sum_{d=0}^D (t(s|c_d) + 1), \quad (1)$$

где $t_n(s|c_d)$ – накопленная частота символа s в контексте c_d .

Следующий символ кодируется (декодируется) на основании новой, измененной модели $t^n(s|c_d)$, после чего модель снова модифицируется и т. д. На каждом шаге обеспечивается идентичность модели кодера и декодера за счет применения одинакового механизма ее обновления.

В PPM используется неявное взвешивание оценок. В случае нулевой частоты символа в КМ текущего порядка осуществляется переход к КМ меньшего порядка за счет использования механизма ухода.

Вероятность ухода на контекст меньшего порядка – это суммарная вероятность всех символов алфавита входного потока, еще ни разу не появившихся в контексте. Любая КМ должна давать отличную от нуля оценку вероятности ухода. Оценка вероятности ухода (ОВУ) является одной из основных проблем алгоритмов с неявным взвешиванием

$$p_n(\text{esc}|c_d) = \frac{t_n(\text{esc}|c_d)}{T_n(c_d)}, \quad (2)$$

где $t_n(\text{esc}|c_d)$ – накопленная частота esc в контексте c_d ; $T_n(c_d)$ – частота появления контекста.

На долю символов ухода в разработанном алгоритме приходится около 2 % всех оценок, поэтому оценка вероятности ухода может быть использована для повышения степени сжатия данных. Возможны два основных метода: априорные, основанные на предположении о природе сжимаемых данных, и адаптивные, которые приспособливают оценку к данным.

Адаптивные алгоритмы имеют большую вычислительную сложность и их применение более целесообразно для сжатия необработанных текстовых данных с высоким максимальным порядком контекста, где доля символов ухода доходит до 30 %, а априорные знания о характере сжимаемых данных в некоторой степени определены. Априорные методы получили широкое развитие во многих классических алгоритмах контекстного моделирования за счёт простоты и эффективности сжатия данных заранее определённого типа.

За основу механизма ухода в рассматриваемом алгоритме был взят классический метод оценки вероятности ухода PPMa, представленный выражением

$$\text{EscA} = \frac{1}{\text{cum_freq} + 1}, \quad (3)$$

где cum_freq – общее число появления контекста.

Разработанный алгоритм протестирован на исходном пакете bmp изображений, состоящий из 50 высоконасыщенных полноцветных изображений и размером 600 на 800 точек. Результаты работы алгоритма по критерию максимума средней степени сжатия представлены в табл. 1.

Таблица 1
Результаты работы алгоритма

Частота цветового перепада	Усреднённый коэффициент сжатия
0,7	3,1229
0,8	2,9704
0,9	2,2683

Рассмотрим работу одного из наиболее эффективных методов оценки вероятности ухода – метода РРМС, который можно представить в виде

$$EscC = \frac{esc}{cum_freq + esc}, \quad (4)$$

где esc – счётчик уходов с контекста.

Данный метод усложняет структуру построения контекстной модели, за счёт введения счётчика количество уходов с контекста. Возникла необходимость дополнительного увеличения объёма контекстной модели, что повлекло некоторое увеличение вычислительной сложности алгоритма. При этом счётчик уходов обеспечил кодирование символа ухода на основе собранной статистики в рассматриваемом контексте

$$p_n(esc|c_d) = \frac{t_n(esc|c_d)}{T_n(c_d)}, \quad (5)$$

где $t_n(s|c_d)$ – накопленная частота символа s в контексте c_d ; $t_n(esc|c_d)$ – накопленная частота esc в контексте c_d ; $T_n(c_d)$ – частота появления контекста.

Рассмотренный метод позволил улучшить качество кодирования символа ухода и обеспечить повышение коэффициента сжатия в алгоритмах с большими порядками контекста и медленной скоростью накопления статистики. Применение метода РРМС в разрабатываемом алгоритме показало результаты, представленные в табл. 2.

Таблица 2
Результаты применения метода РРМС

Частота цветового перепада	Коэффициент сж. для РРМА	Коэффициент сж. для РРМС	Повышение коэфф. сж., %
0,7	3,1229	3,1446	0,69
0,8	2,9704	2,9996	0,98
0,9	2,2683	2,2921	1,05

Применение метода РРМС позволило увеличить значение коэффициента сжатия в среднем на 1%. Незначительный прирост коэффициента сжатия объясняется невысоким максимальным порядком выбранной контекстной модели (1-й порядок) сле-

довательно, быстрым накоплением статистики модели и малой долей количества символов ухода. При этом процентное увеличение затрат памяти на хранение всей контекстной модели можно оценить с помощью следующего выражения

$$L_0 = \frac{((A + 1) \times (A + 2) - (A + 1) \times (A + 1)) \times 2}{(A + 1) \times (A + 2) \times 2} \times 100\% = \frac{A - 1}{A^2 + 3 \times A + 2} \times 100\%, \quad (6)$$

где A – алфавит сжимаемых данных.

Для рассматриваемого алфавита данное значение не является значительным, следовательно, применение метода РРМС является целесообразным.

Дальнейшее исследование путей возможного усовершенствования ОВУ основаны на адаптации алгоритма к специфическому типу обрабатываемых данных – трансформантам вейвлет-преобразования. Исследования по выбору фиксированного значения интервала, выделяемого для кодирования символа ухода, показали оптимальность выбора значения, равного $(range-25)/25$, то есть $esc = 25$, где $range$ – величина всего интервала кодирования

$$Esc = \frac{25}{cum_freq + 25}. \quad (7)$$

Результаты оценки коэффициента сжатия представлены в табл. 3.

Таблица 3
Результаты оценки коэффициента сжатия

Частота цв. перепада	Коэффициент сж. для РРМС	Коэффициент сж. для $esc=25$	Повышение коэфф. сж., %
0,7	3,1446	3,1574	0,41
0,8	2,9996	3,0158	0,54
0,9	2,2921	2,3047	0,55

Модель с постоянным значением счётчика символа ухода не требует хранения и постоянного обновления счётчика, что исключает затраты памяти, согласно выражению (4). Созданный метод может эффективно применяться к массиву трансформант вейвлет-преобразования одноцветных изображений или набора цветовых составляющих полноцветных изображений.

Анализ статистических свойств трансформант вейвлет-преобразования показал высокую насыщенность значений в области 0 (при этом отрицательные значения для адаптации к кодеру перенесены в область от 128 до 255) для высокочастотных компонент (LH, HL, HH) и в области 128 - для низкочастотных компонент (LL) (рис. 2).

При значении дисперсии 20 относительно середины области, процент сосредоточения энергии составляет приблизительно 60%. При этом, разброс статистики в низкочастотных и высокочастотных областях, свидетельствует о необходимости правильного построения входного потока кодируемых данных.

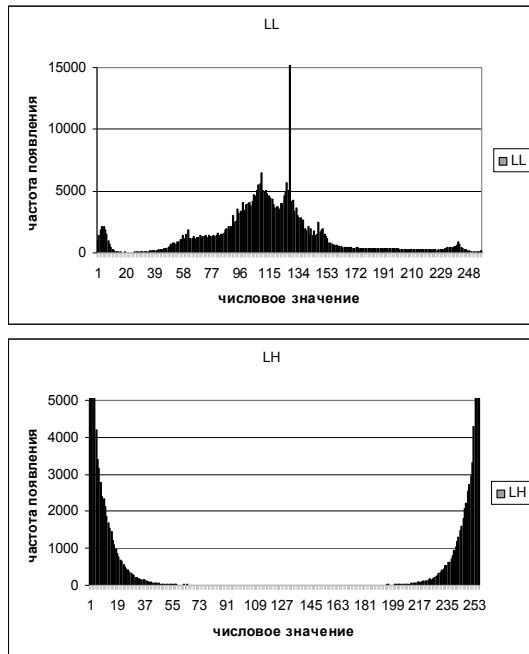


Рис. 2. Частота появления значений трансформант НЧ (LL) и ВЧ (LH) областей

В рассмотренном алгоритме сжатия поток трансформант вейвлет-преобразования был сформирован в порядке, представленном на рис. 3.

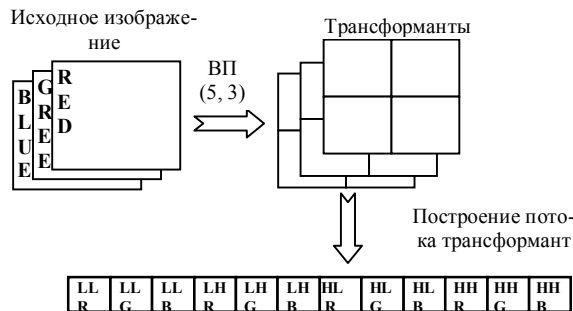


Рис. 3. Схема построения потока трансформант

В разработанной схеме построения, области трансформант расположены одна за другой в порядке: от низкочастотной к высокочастотной. Но существенная разница в характере данных низкочастотных и высокочастотных областей создаёт разброс статистики в контекстной модели и уменьшает коэффициент сжатия. Поэтому, целесообразным является разделение общего потока трансформант на два потока – низкочастотный и высокочастотный (рис. 4).

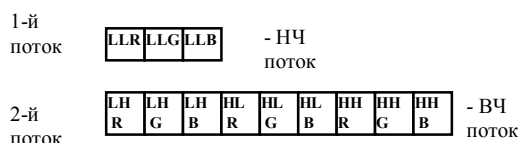


Рис. 4. Разделённые потоки трансформант

Разделение потока позволит сформировать две независимые контекстные модели, в которых группирование данных будет в разных областях значений (в области 0 – для высокочастотных коэффициентов, в области 128 – для низкочастотных коэффициентов). Это обеспечит кодирование, адаптированное к характеру сжимаемых данных. Результаты сжатия представлены в табл. 4.

Таблица 4

Результаты сжатия

Частота цв. перепада	Коэффициент сжатия для esc=25	Раздельное кодирование областей	Повышение коэффициента сжатия, %
0,7	3,1574	3,1815	0,76
0,8	3,0158	3,0333	0,58
0,9	2,3047	2,3203	0,68

Разработанный метод построения входного потока кодирования обеспечивает повышение коэффициента сжатия на 0,5 – 0,8 %, при этом вычислительная сложность алгоритма не увеличивается, так как количество обрабатываемых данных не изменилось.

Модификация счётчиков после обработки очередного символа может быть реализована различным способом. В классическом алгоритме модификация после каждого очередного символа производится во всех моделях. Но в случае классического PPM лучшие результаты достигаются в том случае, когда увеличиваются счётчики оценённого символа только в тех контекстах, в которых он ранее не встречался, и в том контексте, где он был оценён. Такая техника носит название - частичные обновления (update exclusions) [2, 4, 6]. Особенно необходимо применять данную технику в моделях с порядком контекста 3-5 и более.

$$t'_n(s|c_k) = t_n(s|c_k) + 1, \quad (8)$$

где k – порядок контекста, в котором был оценён символ.

Рассмотрим значение применения метода частичного обновления в разрабатываемом алгоритме. Будем проводить обновление только в контексте 1-го порядка, если символ был оценён в нём. Если же символ не был оценён в данном контексте, то будет обновляться модель 0-го порядка. Рассмотренный метод позволил получить результаты, представленные в табл. 5.

Таблица 5

Результаты применения метода

Частота цв. перепада	Раздельное кодирование областей	Частичное обновление	Повышение коэфф. сжатия, %
0,7	3,1815	3,191	0,3
0,8	3,0333	3,047	0,45
0,9	2,3203	2,3267	0,28

Данный метод позволяет, без увеличения вычислительной сложности, повысить коэффициент сжатия алгоритма на 0,25 – 0,5 %. Основываясь на характере данных, и том факте, что благодаря раздельному кодированию областей контекстная модель будет иметь достаточно большое количество сгруппированных числовых значений можно судить о значительном вкладе скорости набора статистики на эффективность сжатия. Чем выше скорость набора статистики, тем быстрее будет построена, что позволит повысить коэффициент сжатия. Скорость набора статистики можно повысить путём подбора соответствующих коэффициентов при обновлении контекстной модели. Экспериментальным путём было установлено оптимальность коэффициента при обновлении, равного 3. Выбранный метод, будет на каждом шаге обновления модели прибавлять к соответствующему счётчику символа в заданном контексте значения 3 (9). Это позволит увеличить скорость набора статистики и улучшить эффективность сжатия. Вычислительная сложность разработанного метода обновлений не увеличилась, за счёт простого изменения значения коэффициента обновления

$$t'_n(s | c_k) = t_n(s | c_k) + 3. \quad (9)$$

Результаты эффективности данного метода представлены в табл. 6.

Таблица 6

Анализ эффективности метода

Частота цв. перепада	Частичное обновление	Коэффициент обновления = 3	Повышение коэфф. сж., %
0,7	3,191	3,2049	0,44
0,8	3,047	3,0611	0,46
0,9	2,3267	2,3367	0,43

Данный метод позволил увеличить коэффициент сжатия на 0,4 – 0,5 %, без увеличения вычислительной сложности алгоритма.

В результате проведённых исследований был получен алгоритм контекстно-зависимого моделирования PPM, состоящий из следующих разработанных методов:

- постоянное значение счётчика символа ухода, равного 25;
- отдельное кодирование низкочастотных и высокочастотных областей;
- частичное обновление модели, с коэффициентом обновления, равным 3.

Итоговый прирост коэффициента сжатия представлен в табл. 7.

Таблица 7

Итоговый прирост коэффициента сжатия

Частота цв. перепада	Исходный алгоритм	Усовершенствованный алгоритм	Повышение коэфф. сж., %
0,7	3,1229	3,2049	2,63
0,8	2,9704	3,0611	3,05
0,9	2,2683	2,3367	3,02

Выводы

Результат исследования показал перспективность использования специально адаптированных к изображениям методов контекстного моделирования для построения алгоритмов сжатия изображений без потерь информации. Разработан комплексный подход к построению алгоритма контекстно-зависимого моделирования.

Разработанный метод позволил повысить коэффициент сжатия на исходном пакете изображений, с частотой цветового перепада 0,7-0,99, в среднем на 3%. Это позволило добиться преимущества над алгоритмом JPEG-LS в среднем на 20%.

При этом, предложенный метод не является сложным в реализации и не требует повышения затрат вычислительных ресурсов памяти, а соответственно и времени на выполнение. Он может применяться в алгоритмах сжатия изображений на этапе моделирования потока трансформант вейвлет-преобразования и дальнейшего его сжатия. Возможно использование метода в качестве основы, для построения усовершенствованного метода контекстного моделирования для другого типа данных, при условии выполнения адаптации к статистическим свойствам сжимаемых данных.

Список литературы

1. Резуненко А.А., Стрюк А.Ю. Методы целочисленного преобразования цветовых координат видеоданных // *Радиоэлектроника и информатика*. – 2004. – № 1. – С. 37-39.
2. Шкарин Д. Повышение эффективности алгоритма PPM // *Проблемы передачи информации*. – 2001. – № 34 (3). – С. 2-54.
3. Шульгин В.И. Основы теории передачи информации. Ч. 1. – Х.: НАУ «ХАИ», 2003. – 102 с.
4. Методы сжатия данных / Д. Ватолин, А. Ратушняк и др. – М.: Диалог-Мифи, 2002. – 384 с.
5. Прэнтт У.К. Цифровая обработка изображений: Кн.2. – М.: Мир, 1982. – 480 с.
6. Ватолин Д.С. Алгоритмы сжатия изображений. – Лаборатория компьютерной графики МГУ [Электрон. ресурс]. – Режим доступа: http://graphics.cs.msu.ru/library/our_publications/fractal/index.htm.
7. Зубарев Ю.В., Дворкович В.П. Цифровая обработка телевизионных и компьютерных изображений. – М.: МЦНТИ, 1997. – 212 с.
8. Мiano Д. Формати й алгоритми тиску зображень у дії. – М.: Тріумф, 2003. – 236 с.
9. Стрюк А.Ю., Бохан К.А. Цветовые модели в системах сжатия видеоданных // *Радиоэлектроника и информатика*. – 2002. – № 1 (18). – С. 57-59.

Поступила в редколлегию 3.10.2006

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.А. Краснобаев, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.