

УДК 621.391.25

В. Н. Ульянов

(Томск)

АДАПТИВНЫЕ АЛГОРИТМЫ КОДИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Предложен новый подход в построении алгоритмов кодирования изображений. На его основе разработан алгоритм кодирования изображений без потерь. Выполнена оптимизация отдельных частей алгоритма. Введено понятие проадаптивности алгоритма, предложены проадаптивные схемы кодирования множеством предсказателей и межкомпонентной компенсации избыточности изображения.

Введение. Изображения, полученные от сканера, телевизионного датчика или другого сканирующего устройства, избыточны: содержат большое количество ненужной информации. Кодирование (компрессия) изображений для достижения больших коэффициентов сжатия может сопровождаться потерей некоторой части полезной информации. При кодировании без потерь сохраняются все детали изображения, в том числе и шум, но коэффициент сжатия получается на порядок меньший. Наименее востребованы алгоритмы кодирования без потерь ввиду их малой эффективности*. Поэтому задача совершенствования неискажающих методов кодирования может показаться неактуальной и малопривлекательной. Тем не менее большая часть блоков алгоритма кодирования без потерь применяется в искажающих алгоритмах. Алгоритмы различаются лишь блоками, вносящими искажения. Таким образом, алгоритмы кодирования без потерь можно рассматривать как основу для искажающих алгоритмов. Без совершенных неискажающих частей нельзя построить хороший алгоритм кодирования с потерями.

Далее будут предложены новые алгоритмы кодирования изображений без потерь и рассмотрены вопросы оптимизации отдельных частей алгоритма.

1. Модель изображения. Построение алгоритма кодирования изображений начинается с выбора способа кодирования, который в основном определяется моделью изображений. Что такое изображение? На этот вопрос есть много не похожих друг на друга ответов и соответственно столько же алгоритмов кодирования изображений. Одни считают, что изображение – это набор точек со случайными значениями яркости и цветности, другие – это сумма гармоник, вейвлетов или других базисных функций. Каждая модель изображений имеет свои достоинства и недостатки, которые сказываются на

* Под эффективностью алгоритма здесь и далее понимается степень сжатия.

одних типах изображений и не сказываются на других, оказываются полезными в одних приложениях и вредны в других.

Чтобы объединить достоинства различных моделей, дадим общее определение изображению. Процесс формирования изображения есть проекция трехмерного мира на плоскость сетчатки глаза, фотоприемника или другого чувствительного (и не только к свету) элемента. Множество проецируемых трехмерных объектов даст множество деталей изображения X^n , а условия проекции и законы природы дадут множество \mathcal{R}^n правил комбинации элементов из X^n . Сцена в кодируемом изображении создается с участием многих факторов различной природы. Многообразие деталей изображений и правил их композиции столь велико, что априорные предположения можно

$$\{X^n, \mathcal{R}^n, P^n\},$$

где X^n – множество значений отсчетов изображения и графических примитивов; \mathcal{R}^n – набор правил, по которым они взаимодействуют; P^n – семейство вероятностных мер; n – размерность множеств.

Из столь абстрактной модели изображения ничего полезного для построения алгоритма кодирования не следует, но она позволяет сравнивать различные подходы в кодировании изображений. Так, некоторые алгоритмы кодируют информацию только из X^n , используя лишь априорную информацию о статистических взаимосвязях отсчетов. Большой интерес представляют алгоритмы, кодирующие информацию как из X^n , так и из \mathcal{R}^n . Например, при использовании преобразования Карунена – Лоэва оцениваются параметры базисных функций, которые затем сохраняются вместе со сжатым изображением. Есть примеры и крайнего случая, когда кодирование осуществляется преимущественно в \mathcal{R}^n . Это фрактальные алгоритмы, которые представляют изображение как набор параметров аморфных преобразований.

Множества X^n и \mathcal{R}^n сильно взаимосвязаны. Пренебрегая информацией от одного множества, можно, конечно, обойтись информацией от другого, но эффективность алгоритма в этом случае будет далека от потенциальной. Информация, заключенная в изображении, многохарактерна, и для ее эффективного кодирования необходимо использовать несколько моделей изображений и способов компрессии, сочетая их достоинства.

2. Структура алгоритма. Известны три способа кодирования изображений: с предсказанием, с преобразованием и пирамидальный. За основу взято кодирование с предсказанием. В отличие от кодирования с преобразованием оно не вносит дополнительной избыточности и более удобно для построения адаптивных схем по сравнению с пирамидальным кодированием.

На рис. 1 приведена структура алгоритма. Первый этап кодирования оценивает статистическую зависимость соседних отсчетов и устраниет корреляционную избыточность изображения. Декоррелированные отсчеты сигнала могут содержать зоны из нулей или последовательности повторяющихся нулей, которые кодируются последующими блоками. Некоторые блоки порож-

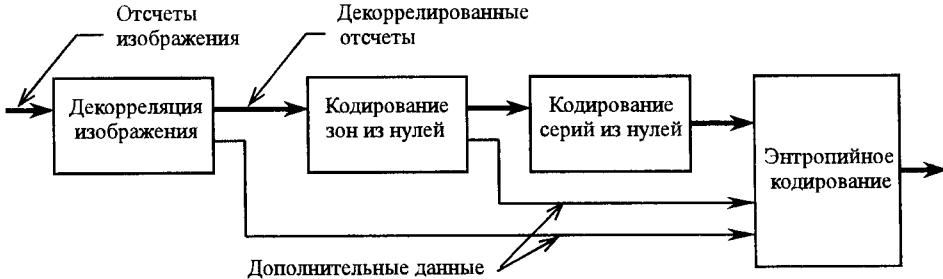


Рис. 1. Структура алгоритма кодирования изображений

дают дополнительные данные, чтобы повысить эффективность кодирования основного потока данных.

Структура алгоритма не содержит каких-либо оригинальных элементов. Сегодня трудно предложить что-либо, что кардинальным образом сказалось бы на эффективности кодирования. Современные алгоритмы кодирования изображений состоят из множества блоков. Применение пусть даже замечательной идеи в одном из блоков часто вредит работе остальных и не дает ощутимого эффекта. Чтобы достичь сколько-нибудь значительных результатов, необходимо оптимизировать каждый блок в отдельности и минимизировать их негативное влияние друг на друга. Незначительные выигрыши в отдельных блоках складываются в общее повышение эффективности кодирования изображений. Далее будут рассмотрены составные части алгоритма кодирования изображения, их оптимизация и взаимное влияние друг на друга.

3. Декорреляция изображения. 3.1. *Проадаптация в кодировании изображений.* Большинство известных алгоритмов на основании прошлых (обработанных) отсчетов уточняют локальные свойства изображения, предполагают, что в ближайшем будущем свойства изображения не изменятся, и корректируют какие-то параметры кодера. При декодировании изображения на основании восстановленных отсчетов принимаются те же решения. Это классическая адаптивная схема.

В предлагаемом проадаптивном подходе для адаптации алгоритма используется продолжение сигнала. Для оценки статистических свойств кодируемого отсчета используются как предыдущие, так и будущие отсчеты и даже сам кодируемый отсчет. Несомненно, достоверность оценки возрастает, но это требует дополнительных расходов на сохранение информации о будущих отсчетах или принятых решений. Проадаптивный алгоритм подстраивает свои параметры только при кодировании, а при декодировании используются значения параметров, сохраненные при кодировании. Чем больше объем дополнительных данных, тем чаще и/или точнее корректируются параметры алгоритма и тем выше эффективность кодирования основного потока данных. Если корректировать параметры кодера в каждом фрагменте изображения размером $W \times W$, то количество информации, приходящейся на отсчет изображения, основного и дополнительного потоков данных будет зависеть от размера фрагмента изображения примерно так, как показано на рис. 2. При некоторых условиях их сумма имеет оптимум. Экспериментальные исследования на реальных и искусственных изображениях показали, что оптимум есть всегда, но условия для его достижения существенно зависят от контекста изображения.

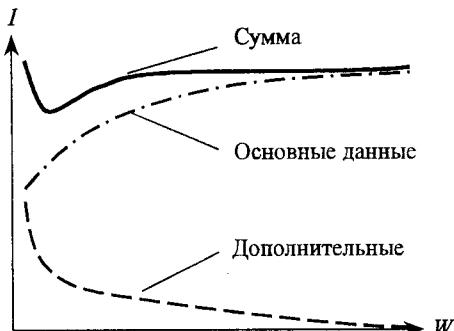


Рис. 2. Эффективность декорреляции

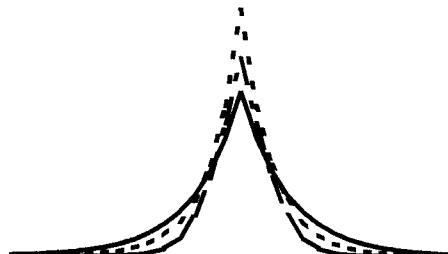


Рис. 3. Распределения ошибок предсказания: неадаптивный метод – сплошная кривая, проадаптивный – штриховая, адаптивный – штрихпунктирная

Многие адаптивные алгоритмы содержат в себе пороговые элементы и при определенных условиях применяют те или иные способы адаптации. Как правило, адаптация направлена на обнаружение резких перепадов яркости или продольных структур и предотвращение больших ошибок вблизи них. На рис. 3 показано, как изменяется форма распределения ошибок предсказания при применении адаптивных и проадаптивных методов кодирования. Адаптивные методы сокращают хвосты распределения, а средняя часть остается без изменения. Это хорошо в среднеквадратическом смысле, но слабо сказывается на энтропии данных, а значит, и на коэффициенте сжатия. Проадаптивная схема работает как при больших, так и при малых ошибках предсказания и делает более узким все распределение, что в большей степени уменьшает энтропию.

3.2. Декорреляция изображений набором предсказателей. Декорреляция изображения – первый и самый ответственный этап кодирования. Здесь не происходит собственно компрессия данных, а выполняется лишь преобразование избыточности из одной формы в другую. Большая часть избыточности заключена во взаимной зависимости отсчетов и цветовых компонент изображения. Различают зависимости линейную и нелинейную. Линейная избыточность обусловлена корреляционными связями соседних отсчетов. Линейные свойства изображения легко оцениваются по прошлым отсчетам и прогнозируются на будущие. Формализовать нелинейную часть избыточности, а тем более предсказать практически невозможно. Поэтому в процессе кодирования приходится лишь констатировать те или иные свойства изображения, не вкладывающиеся в корреляционную модель. На рис. 4 приведена схема алгоритма с набором предсказателей, рассчитанных на различные текстуры изображения в районе кодируемого отсчета: плоские, наклонные участки, перепады яркости в различных направлениях. Приведенная схема является развитием опубликованной ранее [1].

Алгоритм декоррелирует изображение различными способами и выбирает наиболее удачный. Заметим, что термин «декорреляция» здесь не совсем уместен, так как в изображении компенсируются не только линейные взаимосвязи. Информация о нелинейных свойствах изображения сохраняется в виде номеров наиболее удачных предсказателей.

Арифметические операции в декорреляторе выполняются не на бесконечной числовой оси, а в замкнутом множестве чисел с использованием модульной арифметики. Этот, скорее, технический прием предотвращает уве-

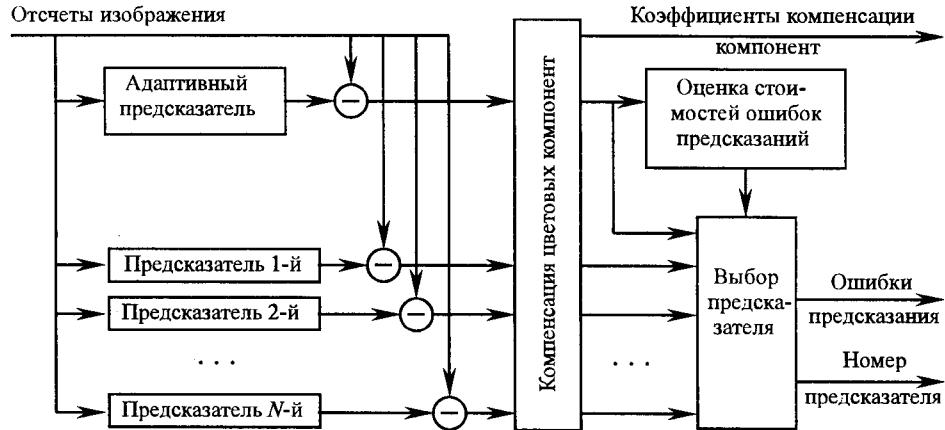


Рис. 4. Структура декоррелятора

личение разрядности чисел и дает незначительное повышение эффективности. Более подробно применение модулярной арифметики описано в [2].

Один предсказатель выбирается для группы отсчетов во фрагменте изображения размером $W \times W$. В отдельных фрагментах изображения оптимальными будут различные значения W . Оптимальные состав и количество предсказателей также будут зависеть от локальных свойств изображения. Разделить изображение на неперекрывающиеся фрагменты различного размера очень сложно. Поэтому предлагается следующий компромиссный вариант: изображение делится на равные зоны размером $W_2 \times W_2$, которые делятся на более мелкие зоны размером $W_1 \times W_1$, которые, в свою очередь, делятся на еще более мелкие фрагменты размером $W_0 \times W_0$. В этой структуре переменны только количество зон $W_0 \times W_0$ и их размеры.

Увеличение числа предсказателей предоставляет большие возможности выбора свойств изображения, но сдерживается возрастающей разрядностью номеров. В то же время в отдельно взятых участках изображения и не требуется большого многообразия предсказателей. Свойства изображения меняются медленно или, точнее, постоянны в пределах какого-то региона. Поэтому большинство предсказателей, оказавшихся лучшими в одном фрагменте изображения, скорее всего, будут лучшими и в соседних фрагментах. Для каждой зоны $W_2 \times W_2$ формируется множество \mathbb{N}_2 из n_2 предсказателей, $n_2 \leq N$. Из полученного множества формируется подмножество $\mathbb{N}_2 \subseteq \mathbb{N}_2$ из $n_1 \leq n_2$ предсказателей для каждой зоны $W_1 \times W_1$. Наконец из полученного подмножества выбирается по одному предсказателю для каждой зоны $W_0 \times W_0$. Множества \mathbb{N}_1 и \mathbb{N}_2 могут состоять как из одного, так и из N предсказателей, т. е. $1 \leq n_1 \leq n_2 \leq N$. Такое пирамидальное кодирование номеров требует значительно меньшего количества бит, чем при прямой адресации среди N предсказателей. Возможность варьировать размеры множеств \mathbb{N}_1 и \mathbb{N}_2 позволяет регулировать степень применения предлагаемого алгоритма кодирования. Так, на одних участках изображения применяется кодирование множеством предсказателей, а на других – одним предсказателем ($n_1 = n_2 = 1$). В последнем случае объем дополнительных данных незначителен и будет временно выполняться обычное кодирование с предсказанием.

Чтобы сформировать подмножества предсказателей, необходима функция цели, позволяющая сравнивать различные варианты решений. Функция цели представляет собой сумму количеств информации основного и дополнительного потоков данных и имеет вид

$$g = I'(W_0, \aleph_1, \aleph_2) + I''(\aleph_1, \aleph_2), \quad (1)$$

где I' – количество информации в ошибках предсказания зоны $W_2 \times W_2$, I'' – количество бит, требуемых для описания множеств \aleph_1 и \aleph_2 .

Если подсчет количества бит в дополнительном потоке данных не составит труда, то информационная емкость ошибок предсказаний станет известна только после декорреляции всего изображения, когда станет известно распределение значений ошибок предсказания.

Адаптивный предсказатель, который будет описан далее, чаще других оказывается наиболее точным. Поэтому перед декорреляцией набором предсказателей все изображение обрабатывается одним адаптивным предсказателем. По результатам работы адаптивного предсказателя оценивается будущее распределение вероятностей значений ошибок всего алгоритма. На основании полученного распределения вычисляется количество информации, содержащееся в каждом значении ошибки, которое в дальнейшем будет использоваться в качестве стоимости ошибки при вычислении функции цели (1).

Целевая функция не дифференцируема, поэтому аналитически не минимизируется. Перебор вариантов тоже не приемлем из-за большого числа комбинаций. Неточное решение этой задачи достигается итерационным алгоритмом, известным в теории математического программирования как симплекс-метод.

3.3. Адаптивная декорреляция изображений. Адаптивный предсказатель использует линейную взаимную зависимость (корреляцию) соседних отсчетов изображения. На рис. 5 показано расположение соседей относительно кодируемого отсчета $S_0 = \{R_0, G_0, B_0\}$.

Оценка компонент вектора S_0 находится как линейная комбинация соответствующих компонент соседних отсчетов:

$$\hat{R}_0 = a_1 R_1 + a_2 R_2 + a_3 R_3 + a_4 R_4,$$

где a_1, a_2, a_3, a_4 – весовые коэффициенты. Аналогично предсказываются компоненты G и B . Раздельное предсказание компонент вектора S_0 не учитывает зависимость между компонентами. Если предположить, что цветовые компоненты изображения в основном линейно зависимы, то и компенсироваться они должны также линейным оператором. Все операции по компенсации пространственной и межкомпонентной корреляций линейны, а значит, могут быть выполнены последовательно. Эксперименты показали, что по-компонентная и последовательная обработка сигнала почти столь же эффективна, как и векторная.

Задавшись критерием минимума среднеквадратической ошибки предсказания, можно получить выражение для расчета оптимальных в среднеквадратическом смысле ко-

S_2	S_3	S_4
S_1	S_0	

Рис. 5. Соседи кодируемого отсчета

эффициентов a_1, a_2, a_3, a_4 . Так, для красной компоненты оно будет иметь вид

$$\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle R_1 R_1 \rangle & \langle R_1 R_2 \rangle & \langle R_1 R_3 \rangle & \langle R_1 R_4 \rangle \\ \langle R_2 R_1 \rangle & \langle R_2 R_2 \rangle & \langle R_2 R_3 \rangle & \langle R_2 R_4 \rangle \\ \langle R_3 R_1 \rangle & \langle R_3 R_2 \rangle & \langle R_3 R_3 \rangle & \langle R_3 R_4 \rangle \\ \langle R_4 R_1 \rangle & \langle R_4 R_2 \rangle & \langle R_4 R_3 \rangle & \langle R_4 R_4 \rangle \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \langle R_1 R_0 \rangle \\ \langle R_2 R_0 \rangle \\ \langle R_3 R_0 \rangle \\ \langle R_4 R_0 \rangle \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где $\langle R_i R_j \rangle$ – среднее произведений значений соседних отсчетов красной компоненты изображения. Аналогичные уравнения можно записать и для остальных компонент.

Следует заметить, что среднеквадратический критерий не лучшим образом подходит для оптимизации этой части алгоритма компрессии. Ничем нельзя обосновать квадратичную функцию стоимости ошибок предсказания. Очевидно, что следует минимизировать энтропию декорелированного сигнала, но применение такого критерия не имеет решения. Попытки использовать другие компромиссные варианты функции стоимости пока не привели к успеху. Полученные решения не выражаются в таких простых статистиках, как в уравнении (2). До тех пор, пока не найден альтернативный готовый к применению критерий оптимизации, ничего не остается, как пользоваться средним квадратом.

Корреляции соседних отсчетов $\langle R_i R_j \rangle, \langle G_i G_j \rangle, \langle B_i B_j \rangle$ непостоянны. Усреднение для их оценки должно выполняться не по всему изображению, а в локальных зонах. Размер локальной зоны, с одной стороны, должен быть меньше, чтобы уменьшить влияние нестационарности сигнала, а с другой – больше, чтобы увеличить объем усредняемой выборки и повысить точность оценки. Усреднение произведений отсчетов должно быть взвешенным, т. е. влияние соседей на оценку имеет обратную зависимость от расстояния до кодируемого отсчета. В предлагаемом алгоритме это достигается путем разделения изображения на вертикальные полосы и оценкой взаимных корреляций усредняющими звеньями, схема которых приведена на рис. 6. Ширина полосы и параметр усреднения D подбираются экспериментально.

3.4. Межкомпонентная обработка. Ошибки предсказаний в цветовых компонентах сильно взаимосвязаны. Если предсказатель ошибается в одной компоненте, то, скорее всего, он в той же степени ошибается и в других компонентах. Большие ошибки возникают на краях деталей, где изменяют свои значения все цветовые компоненты изображения.

При компенсации межкомпонентной избыточности одна из компонент должна остаться без изменения. Назовем ее опорной и обозначим как C_0 . На основе опорной компенсируется компонента C_1 . Затем уже на основе двух компонент компенсируется оставшаяся C_2 :

$$C'_1 = C_1 - k_0 C_0, \quad C'_2 = C_2 - k_1 C_0 - k_2 C_1,$$

где C_0, C_1, C_2 – ошибки предсказания цветовых компонент до компенсации,

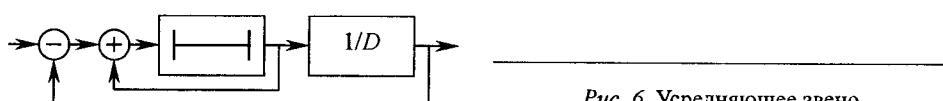


Рис. 6. Усредняющее звено

а C'_1, C'_2 – после нее. Минимумы средних квадратов C'_1, C'_2 достигаются при следующих k_0, k_1, k_2 :

$$k_0 = \frac{\langle C_0 C_1 \rangle}{\langle C_0 C_0 \rangle}, \quad \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle C_0 C_0 \rangle & \langle C_0 C_1 \rangle \\ \langle C_0 C_1 \rangle & \langle C_1 C_1 \rangle \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \langle C_0 C_2 \rangle \\ \langle C_1 C_2 \rangle \end{bmatrix}.$$

Как показали эксперименты, опорной должна быть компонента с большей, чем у других, энтропией. Компонента C_1 должна иметь минимальную энтропию. Трудно объяснить, чем вызван такой порядок компенсации, однако нарушение этого порядка снижает эффективность кодирования приблизительно на 0,5 %.

Произведение компонент можно усреднять по прошлым отсчетам (адаптивный вариант) или внутри некоторой окрестности вокруг кодируемого отсчета (проадаптивный вариант). Последний вариант оказался более выигрышным, несмотря на дополнительные затраты на сохранение значений k_0, k_1, k_2 .

4. Кодирование повторяющихся последовательностей. Декорреляция изображения устраняет зависимость между ближайшими соседями, а более далекие пространственные связи остаются. Большинство этих связей несет значительное количество информации и, в силу своей пространственной рассредоточенности, не поддается компактному описанию. Хорошо сжимаются только повторения значений сигнала. После декорреляции в изображении достаточно часто повторяются только нули. Выделим основные виды повторений в декоррелированном изображении:

1. Линии из нулей в горизонтальном и вертикальном направлениях. Повторения в других направлениях сложно формализуются и поэтому не рассматриваются.

2. Квадратные области из нулей. Описание других форм требует дополнительных расходов, что, как правило, не оправдывается.

3. Одновременное появление нулей во всех цветовых компонентах.

Предлагаемые алгоритмы кодирования повторений применяются только в тех фрагментах изображения, где это, действительно, выгодно. Для этого оцениваются затраты на кодирование повторений, негативное влияние на последующие блоки и выгода от кодирования. При положительном результате сравнения обнаруженные повторения вырезаются из сигнала. При таком подходе эффект от применения алгоритмов не может быть отрицательным как по всему изображению, так и в отдельных фрагментах.

4.1. Кодирование участков из нулей. Как видно из рис. 1, в первую очередь выполняется кодирование зон из нулей, пока не разрушена двумерная структура изображения. Группы из нулей соответствуют участкам изображения, содержащим одноцветные детали или фон. По этой причине велика вероятность появления нулей сразу во всех цветовых компонентах.

Целью алгоритма является создание карты, обозначающей отсчеты изображения с нулевыми компонентами. На первом этапе создается истинная карта нулей. Впоследствии от части нулей придется отказаться, так как точное кодирование карты нулей требует больших затрат. Следует помнить, что нуль – это самый частый символ и содержит минимальное количество информации. При формировании истинной карты нулей подсчитывается коли-

чество нулей и из соотношения с общим числом отсчетов оценивается количество информации в нуле:

$$I_0 = \log_2 \left(\frac{MN - m}{n_0 - m} \right),$$

где n_0 – количество нулей, M и N – размеры изображения, m – предполагаемое количество удаляемых нулей.

На втором этапе кодируются линии из нулей в вертикальном и горизонтальном направлениях. Кодирование выполняется в виде последовательного списка смещений до начал линий, их направлений и длин. Кодируются достаточно длинные линии, чтобы затраты на их описание были заведомо оправданы.

На третьем этапе выполняется пирамидальное кодирование нулевых зон. Карта нулей представляет собой первый уровень пирамиды и содержит признаки нулевых и ненулевых отсчетов. Второй уровень имеет размер $M/2 \times N/2$, и каждый элемент его соответствует квадрату 2×2 элементов первого уровня, как это показано на рис. 7.

В элементах первого и последующих уровней содержатся выигрыши в битах, которые будут получены при кодировании соответствующего участка. Значения выигрышей второго уровня складываются из стоимостей вырезаемых из сигнала нулей за вычетом 4 бит накладных расходов. Выигрыши последующих уровней складываются из выигрышей предыдущих и также за вычетом 4 бит накладных расходов. На вершине пирамиды получится суммарный выигрыш или проигрыш от всего кодирования. Если кодирование зон из нулей выгодно, то пирамида просматривается в обратном порядке и строится граф, описывающий выгодную часть пирамиды. До некоторых нулей первого уровня ветви графа не дойдут. Это означает, что на их описание требуются слишком большие затраты. Алгоритм вырежет не только повторяющиеся, но и отдельно стоящие нули, если это будет выгодно.

На четвертом этапе происходит удаление части нулей из сигнала. При этом двумерная структура изображения разрушается и в дальнейшем выполняется обработка уже одномерного сигнала.

4.2. Кодирование последовательностей из нулей. Известен алгоритм кодирования повторяющихся последовательностей – RLE (Run Length Encoding).

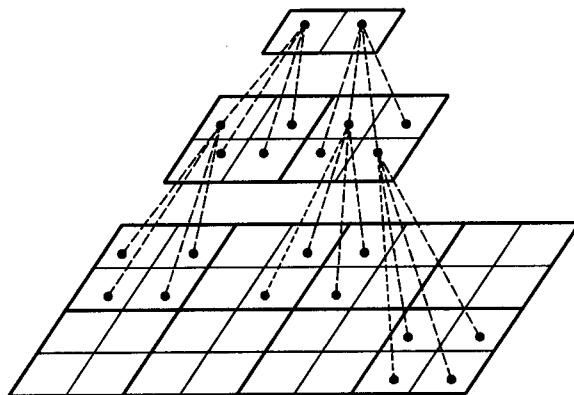


Рис. 7. Пирамидальное кодирование зон из нулей

ding), который заключается в следующем: повторяющиеся и неповторяющиеся символы заменяются на пары, состоящие из символа и счетчика, повторяющимся нулем составляло

$$I_0 = \log_2 \frac{N}{n_0} \text{ [бит].}$$

После замены длина кодируемой последовательности уменьшится на $k(m-1)$ бит. Количество информации в символе, обозначающем группу, составит

$$I_{\text{gp}} = \log_2 \frac{N - k(m-1)}{k},$$

а количество информации в оставшихся нулях возрастет до

$$I'_0 = \log_2 \frac{N - k(m-1)}{n_0 - km}.$$

Таким образом, замена целесообразна, если справедливо неравенство

$$n_0 \log_2 \frac{N}{n_0} > (n_0 - km) \log_2 \frac{N - k(m-1)}{n_0 - km} + k \log_2 \frac{N - k(m-1)}{k}.$$

Решение неравенства дает минимальную длину группы m , начиная с которой целесообразно применять RLE-кодирование. В неравенстве не учтено некоторое уменьшение количества информации в ненулевых символах вследствие повышения их доли в общем потоке данных. Обычно это уменьшение незначительно и не сказывается на результатах энтропийного кодирования.

Следует заметить, что нет необходимости вводить новые символы для всех длин групп нулей. Группы могут быть разбиты на подгруппы с совпадающими длинами. В этой связи возникает задача формирования такого набора подгрупп, который обеспечивает минимальное количество информации в кодированных данных.

Таблица 1
Примеры обобщенных рядов Фибоначчи

Порядок	Значения членов ряда															
	0	1	2	4	8	16	32	64	128	256	...					
1	1	2	3	5	8	13	21	34	55	89	144	233	...			
2	1	2	3	4	6	9	13	19	28	41	60	88	129	189	...	
3	1	2	3	4	5	7	10	14	19	26	36	50	69	35	131	181
n	1	2	3	...	$n+1$	$n+2$	$n+2+2$...			a_i		$a_{i-n} + a_i$...		

Рассмотрим два крайних случая. Первый случай, когда для каждой группы выделяется отдельный символ, т. е. возможные длины групп нулей представляют собой натуральный ряд. Здесь сокращение длины кодируемой последовательности максимально, но и расширение алфавита также максимально. Второй случай, когда группы делятся на подгруппы, а длины подгрупп представляют собой показательный ряд степеней 2. Здесь минимальны как расширение алфавита, так и сокращение длины последовательности. Компромиссным вариантом может стать ряд Фибоначчи, очередной член которого вычисляется как сумма двух предыдущих. Чтобы сделать выбор разнообразным, предлагается использовать обобщенные ряды Фибоначчи [3], рассчитываемые по следующей рекуррентной формуле:

$$a_i = a_{i-1} + a_{i-1-p},$$

где p – порядок ряда. При $p=0$ получим упомянутый ранее показательный ряд, при $p=1$ получится ряд Фибоначчи, а при больших p приблизимся к натуральному ряду. В табл. 1 приведены примеры рядов различных порядков.

Выбор первого члена ряда производится на основании приведенного выше неравенства, а порядок ряда – перебором, что нетрудно сделать, имея статистику по группам нулей.

В табл. 2 приведены результаты применения различных вариантов RLE-кодирования к тестовому изображению. В первом столбце даны длины декоррелированных компонент на входе RLE-кодера, во втором – на выходе. В скобках указаны произведения энтропии компонент (в байтах) на их длину, т. е. потенциальная эффективность энтропийного кодера. В третьем столбце приведены реальные длины последовательностей после энтропийного кодирования. Из табл. 2 видно, что применение известного алгоритма RLE-кодирования может вредить последующему энтропийному кодированию, несмотря на уменьшение длины кодируемой последовательности. Предлагаемый алгоритм более взвешенно подходит к кодированию повторяющихся последовательностей: кодирует не все повторения, а только достаточно выгодные. В результате достигается некий компромисс между желанием большего сокращения длины последовательности и нанесением меньшего вреда энтропийному кодеру. Эксперименты показали, что эффективность предложенного алгоритма на 2–7 % выше известного алгоритма RLE-кодирования.

Т а б л и ц а 2
Результаты кодирования изображения Lena 512 × 512 × 24

Исходные данные	После RLE-кодирования	После энтропийного кодирования	Примечания
262144 (125368) 262144 (130276) 262144 (154723)	—	126858 131671 156483	Без RLE-кодирования
То же	253448 (125575) 256337 (130132) 258524 (154088)	127042 131870 155439	Кодирование натуральным рядом, начинающимся с 2
»	260019 (124752) 260104 (129574) 260097 (153853)	126175 130993 155265	Кодирование натуральным рядом. Алгоритм решил, что ряды должны начинаться с 6, 6, 5
»	259978 (124679) 260062 (129500) 260056 (153783)	126088 130906 155185	Алгоритм решил, что ряды должны начинаться с 6, 6, 5, и выбрал лучшие ряды

5. Эффективность алгоритма. Представленный алгоритм был испытан на тестовых изображениях [4]. Для сравнения на тех же изображениях были испытаны некоторые известные алгоритмы. Для каждого алгоритма в табл. 3 приведены коэффициенты сжатия и число бит, приходящихся на один отсчет в сжатом изображении. Предлагаемый алгоритм в таблице обозначен как NK. Более обширные тесты выполнил А. Рагушняк [5].

Первые пять изображений содержат реальный сигнал, последние три изображения искусственные, и на них отставание от лидера наиболее сущ-

Т а б л и ц а 3
Сравнение эффективности кодирования изображений

Изображение	BMF		NK		PNG		RAR		LOCO-I	
	$K_{сж}$	bpp								
Lena.bmp	1,95	12,28	1,88	12,73	1,65	14,51	1,58	15,15	1,76	13,60
Peppers.bmp	2,61	9,19	2,41	9,94	1,85	12,99	1,93	12,43	2,04	11,75
Monarch.bmp	2,92	8,21	2,55	9,41	1,92	12,52	1,96	12,23	2,13	11,29
Sail.bmp	2,39	10,02	2,17	11,08	1,51	15,93	1,82	13,19	1,54	15,61
Tulips.bmp	2,58	9,31	2,34	10,26	1,73	13,85	1,78	13,50	1,91	12,54
Clegg.bmp	5,62	4,27	5,32	4,51	4,48	5,35	2,11	11,38	3,29	7,29
Serrano.bmp	18,91	1,27	9,68	2,48	14,03	1,71	14,56	1,65	5,11	4,70
Frymire.bmp	19,09	1,26	10,31	2,33	14,72	1,63	15,93	1,51	3,96	6,05
Среднее		6,20		6,97		8,72		9,00		9,20

ственno. Все алгоритмы в таблице принципиально отличаются друг от друга. Они продолжают развиваться, и говорить, какой из методов кодирования перспективней, пока рано.

Заключение. Предлагаемый алгоритм кодирования изображений формирует два потока данных: основной и дополнительный. В соответствии с моделью изображения, принятой в разд. 1, основной поток содержит информацию из множества значений отсчетов изображения X^n , а в дополнительном потоке содержится информация о локальных свойствах изображения из множества \mathcal{R}^n . В процессе кодирования алгоритм оценивает эффект от дополнительного описания множества \mathcal{R}^n и находит наилучшее отношение количеств информации от множеств X^n и \mathcal{R}^n , используя при этом проадаптацию к контексту изображения.

Предложенный метод кодирования изображений набором предсказателей позволяет объединить многие известные алгоритмы в один и достичь большей эффективности, чем это достигалось каждым алгоритмом.

В статье представлена одна из первых попыток реализации нового подхода в построении алгоритмов кодирования изображений. Усилия по дальнейшему развитию алгоритмов кодирования могут быть направлены на формирование новых критериев качества работы отдельных блоков, оптимизацию существующих и синтез новых алгоритмов, отвечающих этим критериям.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ульянов В. Н. Алгоритм кодирования изображений без потерь со множеством предсказателей // Тр. V Междунар. науч.-техн. конф. «Радиолокация, навигация, связь». Воронеж: ВГУ, 1999. Т. 1. С. 408.
2. Ульянов В. Н. Кодирование изображений в технических приложениях /Томск. гос. академия систем упр. и радиоэлектроники. Томск, 1995. Деп. в ВИНТИ 06.06.95, № 1662-Б95.
3. Ульянов В. Н. Кодирование повторяющихся последовательностей // Материалы 4-й Междунар. конф. «Распознавание-99». Курск: КГТУ, 1999. С. 36.
4. <http://links.uwaterloo.ca/colorset.base.html>
5. <http://geocities.com/SiliconValley/Bay/1995>

Томский государственный университет
систем управления и радиоэлектроники,
E-mail: ulw@tu.tusur.ru

Поступила в редакцию
23 марта 2000 г.