

сообщения  
объединенного  
института  
ядерных  
исследований  
дубна

3530 / 2-80

28/7-80

P10-80-237

И.Байла, Г.А.Ососков

К ВОПРОСУ О СЖАТИИ ДАННЫХ  
ПРИ БЕСФИЛЬМОВОМ СЪЕМЕ ИНФОРМАЦИИ  
СО СТРИМЕРНЫХ КАМЕР

II. Анализ двух основных типов алгоритмов  
сжатия

1980

## ВВЕДЕНИЕ

В предыдущей работе <sup>/1/</sup> на основе анализа главных методических принципов фильмовой и бесфильмовой массовой обработки камерных изображений в физике высоких энергий была сформулирована общая концепция сжатия данных со стримерных камер. Эта концепция исходит из векторного представления ( $\{x_m\}$ ) данных сканирования изображения и включает в себя методические принципы универсальности, параллелизма и восстанавливаемости исходной информации.

Последний принцип важен для обеспечения возможности повторной обработки, но он неизбежно ведет к отказу от процедуры распознавания в "он-лайн"- алгоритме сжатия, что значительно снижает коэффициент сжатия. Для дополнительного увеличения этого коэффициента в работе <sup>/1/</sup> предлагается придать параллельным алгоритмам иерархическую структуру, состоящую из трех уровней: /1/ сортировки, /2/ фильтрации, /3/ самого сжатия.

В соответствии с предложенным в <sup>/1/</sup> планом исследований изложение алгоритмов, составляющих эту иерархию, будет начато с самого высокого, третьего уровня. Этому и посвящена настоящая работа.

### 1. ОРТОГОНАЛЬНЫЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ - ОДИН КЛАСС МЕТОДОВ СЖАТИЯ ДАННЫХ

Исследования по выбору оптимального базового алгоритма сжатия данных со стримерной камеры проводились на основе классификации методов сжатия, приведенной в работе <sup>/2/</sup>.

Из четырех основных категорий, на которые подразделяются эти методы:

- 1/ извлечения параметров,
- 2/ адаптивной выборки,
- 3/ устранения избыточности,
- 4/ статистической кодировки,

методы 2/ и 4/ исключает сама техническая /фиксирование шага дискретизации/ и физическая /отсутствие статистической модели/ специфика исходной проблемы.

К первой допустимой категории методов /извлечения параметров/ относятся, независимо от вида исходного дискретного представления, эвристические методы прослеживания треков <sup>/3/</sup>, а также метод

блочной аппроксимации /огрубление координат/<sup>3/</sup>. Еще одной методикой той же категории является методика спектрального представления с последующим урезанием спектра  $n$ -мерных векторов данных при помощи дискретных ортогональных преобразований пространства  $R_n$  /метод главных компонент/. Алгоритмы сжатия этого класса, обладающие высоким быстродействием, успешно применяются главным образом в области обработки многоуровневых 2-мерных изображений /см., например, /4/ /.

Для разрабатываемой в настоящее время аппаратуры и методики бесфильмового съема стримерных данных /5/ характерны черно-белые /т.е. двухуровневые/ штриховые изображения. Таким образом, цель последующих наших исследований - посредством тестовых вычислений получить информацию об уместности применения именно этой методики к сжатию штриховых изображений.

Общую схему сжатия данных - компонент некоторого вектора  $x_k \in \{x_m\}^{1L}$  можно вкратце охарактеризовать следующим образом. Пусть через  $\mathcal{A}$  обозначено некоторое преобразование - автоморфизм  $R_n \rightarrow R_n$ , принадлежащее классу быстрых ортонормальных преобразований. Пусть через  $\{e_n\}$  обозначен ортонормированный базис, при помощи которого определена матрица  $T$  преобразования  $\mathcal{A}$ .

Тогда процесс сжатия состоит из 4 этапов:

- 1/ "он-лайн" - преобразование  $x_k \rightarrow x_k^s$  / $n$ -мерный вектор  $x_k^s = \mathcal{A} x_k$  называют спектром вектора  $x_k$ , так как компоненты вектора  $x_k^s$  являются фурье-коэффициентами вектора  $x_k$  относительно базиса  $\{e_n\}$ /;
- 2/ "он-лайн"-отсечка при помощи некоторого порогового критерия спектра  $x_k^s$ , т.е. отображение  $x_k^s \rightarrow x_k^*$ ;
- 3/ "он-лайн"- запись сжатого /  $p < n$  / спектра  $x_k^*$ ;
- 4/ "офф-лайн" - восстановление вектора  $x_k$  при помощи обратного преобразования  $(\mathcal{A}^{-1}/T^{-1} = T^{-1})$ .

В случаях, когда векторы данных, подлежащих сжатию, можно интерпретировать как случайные и в то же время известна их ковариационная матрица  $\Sigma_x$ , в качестве эффективного критерия точности восстановления  $(x_k - \mathcal{A}^{-1} x_k^* = \Delta x_k)$  используют /4/ средне-квадратическое отклонение  $\epsilon = E\{\|\Delta x_k\|^2\}$ . Тогда проблема сжатия сводится к статистической проблеме факторного анализа и оптимальным базисом в  $R_n$  будет известный базис Карунен-Лозва /6/.

Первой практической реализацией базиса Карунен-Лозва для обработки трековых изображений можно считать работу /7/, в которой использованы результаты работы /8/. Эти исследования относятся к особому классу изображений, и ковариационная матрица случайного вектора, при помощи которого представлены исходные данные, строится методом Монте-Карло. При этом существенным

образом используется предположение об отсутствии пропусков в треках.

Поскольку в нашей задаче нет четких обоснований для единой статистической интерпретации векторов системы  $\{z_m\}$ , оптимум базиса следует искать исходя из геометрической природы векторов  $z_k$  и точность реконструкции для фиксированного базиса можно интерпретировать следующим образом.

Если обозначить через  $\{e_p\} \subset \{e_n\}$  базис подпространства  $R_p \subset R_n$ , который соответствует сжатому спектру  $z_k^*$ , то процедура сжатия состоит в замене исходного вектора  $z_k \in R_n$  его наилучшей, "гильбертовской" /9/ аппроксимацией из подпространства  $R_p$ .

Поскольку сегменты треков в пределах одного слайса достаточно аппроксимировать отрезками прямых наклонных линий, в качестве ортонормального базиса был выбран SLANT-базис. Этот базис был введен авторами /10/ специально для представления линейных изменений контрастности в 2-мерных изображениях, разбитых на матрицы размера  $8 \times 8 / 4 \times 4 /$ .

SLANT - базис отличается от остальных базисов /например, Карунен-Лозва, Фурье, Хаара и др./ тем, что кроме вектора постоянных значений содержит еще вектор линейно убывающих значений /дискретного представления наклонной прямой линии/. Применение SLANT - преобразования для сжатия данных изображений широкого класса показало /11/ в то же время, что SLANT-базис является /в смысле среднеквадратической ошибки  $\epsilon$  / наиболее близким оптимальному базису Карунен-Лозва.

Исходя из определения матрицы SLANT-преобразования /11/ была разработана программа FSLANT, реализующая быстрое SLANT - преобразование, и соответствующая программа обратного преобразования. Так как число компонент  $n = 2^q$  обрабатываемых векторов зависит от принятого в конкретной задаче разбиения массива данных, в программу FSLANT заложена возможность выбора  $q$  в диапазоне  $1 \div 10$ .

Затем дискретное SLANT-преобразование было применено к моделям прямых непересекающихся и пересекающихся треков в одном слайсе шириной 64 элемента.

Результаты модельных расчетов показали достаточную точность восстановления прямых непересекающихся треков при коэффициенте сжатия, равном  $64:8/64:4/$ . В то же время выявилось, что для достижения достаточной точности / в пределах разрешения  $r = 32$  отсч.единиц/ реконструкции пересекающихся треков необходимо использовать не менее 20% спектральных точек.

## 2. ПРЕДИКТОР - АЛГОРИТМ СЖАТИЯ ДАННЫХ

Второй допустимой категорией среди методов сжатия данных в проекте бесфильмового съема и предварительной обработки визуальной информации со стримерной камеры являются методы "устрада-

нения избыточности<sup>11</sup>. Сущность методов этой категории заключается в устранении избыточности информации в исходных данных при помощи алгоритмов предикции /предсказания/ или интерполяции 0-го, 1-го и высших порядков.

Общая концепция сжатия, выдвинутая нами в предшествующей работе <sup>11</sup>, предполагает применение принципа параллельной работы алгоритмов сжатия, который в то же время позволяет в пределах одного слайса использовать и принцип перекрытия работы алгоритмов всех трех уровней /см. <sup>11</sup>/. Внедрение этих двух принципов, обеспечивающих высокую скорость предварительной обработки данных, а также требование простоты их технической реализации однозначно определяют выбор одного из методов, входящих в вышеупомянутую категорию.

Итак, наиболее целесообразным в нашем случае является алгоритм предикции 1-го порядка <sup>12</sup>. Исходя из рис. 1а изложим сначала некоторую модификацию этого алгоритма для нашей задачи и затем приведем его формальную схему /рис. 1б/.

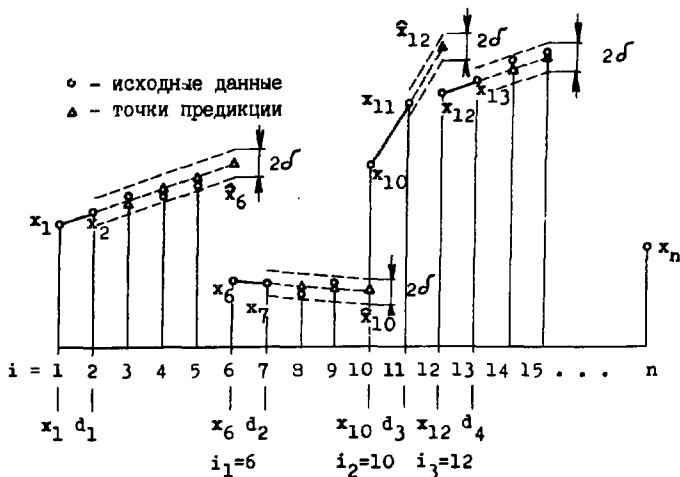


Рис. 1а

Пусть имеется набор исходных данных - вектор

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n), \quad n = 2^q.$$

Для компонент  $x_1, x_2$ , которые считаем первой парой предикции, вычислим приращение  $d_1 = x_2 - x_1$ . Затем последовательно по-

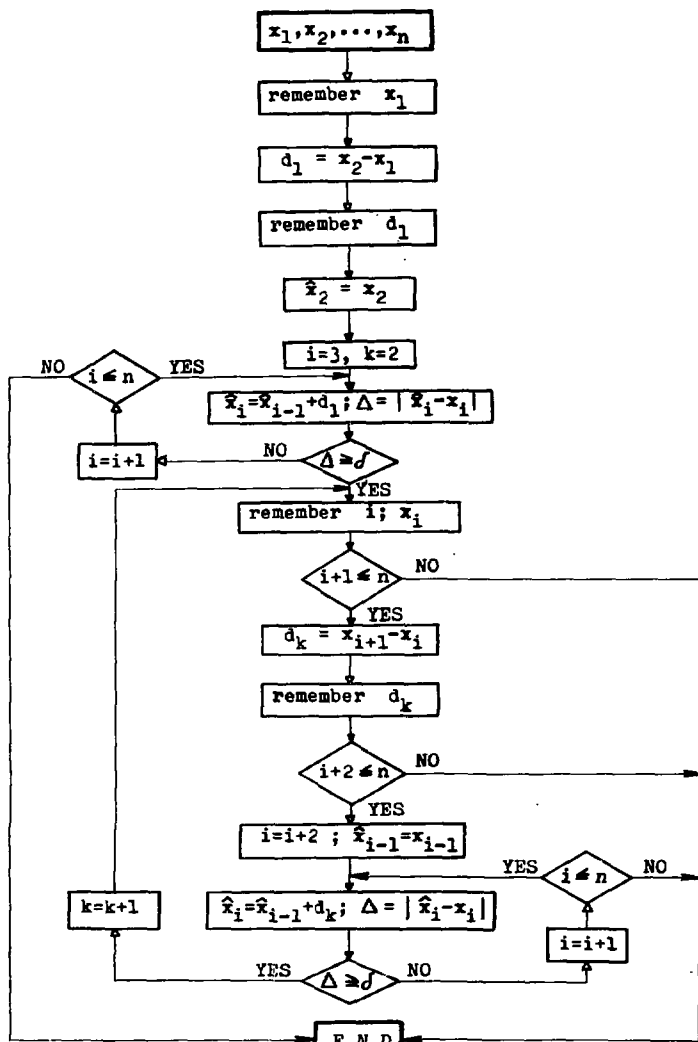


Рис. 16

лучаем оценки  $\hat{x}_3 = x_2 + d_1$ ,  $\hat{x}_4 = \hat{x}_3 + d_1$ ,  $\hat{x}_5 = \hat{x}_4 + d_1, \dots$  и проверяем справедливость неравенства

$$\Delta = |\hat{x}_i - x_i| < \delta \quad (i = 3, 4, \dots), \quad /1/$$

где  $\delta$  - наперед заданная ширина коридора точности сжатого представления.

Если  $x_{i_1}$  является оценкой, для которой неравенство /1/ уже не имеет места, то процесс предикции прекращается.

Следующий цикл предикции начинается после вычисления приращения  $d_2 = x_{i_1+1} - x_{i_1}$  второй пары  $(x_{i_1}, x_{i_1+1})$ . Процесс сжатия данных закончится, когда будут исчерпаны все исходные данные.

Следовательно, для восстановления исходного вектора данных  $x$  с точностью, определяемой значением параметра  $\delta$ , достаточно помнить только числа

$$x_1, d_1, i_1, x_{i_1}, d_2, i_2, x_{i_2}, d_3, i_3, \dots$$

Этот стандартный алгоритм предикции может быть модифицирован для увеличения коэффициента сжатия путем учета малых пропусков /выпадения одной - двух компонент вектора из коридора предикции/. Опишем кратко этот вариант алгоритма.

Пусть  $\hat{x}_{i_1}$  является оценкой, для которой неравенство /1/ уже не имеет места. Если для  $x_{i_1+\ell} / \ell = 1, 2/$  это неравенство опять справедливо, то процесс предикции продолжается, в обратном случае - прекращается. Для сохранения информации о числе выпадений, необходимой для определения ионизации, вводится счетчик  $L_i$  общего числа выпадений в одном цикле предикции.

В отличие от стандартного алгоритма эта модификация требует запоминания последовательных четверок чисел:  $x_i, d_j, i_k, L_i$ . Однако затраты памяти для запоминания чисел  $L_i$  заведомо меньше затрат на запоминание чисел  $x_i, d_j, i_k$ , соответствующих выпадениям /  $\ell = 1, 2/$  в стандартном алгоритме.

### 3. ВЫЧИСЛЕНИЕ КОЭФФИЦИЕНТА СЖАТИЯ

В результате работы алгоритма PREDICTOR/для фиксированного значения параметра  $\delta$  / получаем следующее сжатое представление вектора  $x$  :

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \rightarrow \left\{ \begin{array}{l} (x_1, x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_s}) \\ (d_1, d_2, \dots, d_{s+1}) \\ (i_1, i_2, \dots, i_s) \end{array} \right. \quad /2/$$

Если обозначить числа битов, необходимых для хранения безличин:

$x_i$  через  $v$  ( $x_i \in \{1, 2, \dots, m\}$ ,  $m = 2^v$ ),

$i_k$  через  $q$  ( $i_k \in \{1, 2, \dots, n\}$ ,  $n = 2^q$ ),

$d_j$  через  $(t+1)$  ( $d_j \in \{1, 2, \dots, 2^t\}$ , один бит для признака),

то возможные значения коэффициента сжатия  $\rho_n$  /относительно одного обрабатываемого вектора  $x$  / получаем следующим образом:

$$\rho_n = \frac{n \cdot v}{(s+1)v + s \cdot q + (s+1)(t+1)}, \quad /3/$$

или в упрощенном виде:

$$\rho_n = \frac{n \cdot v}{s(v+q+t+1) + v + t + 1}. \quad /4/$$

Для  $v = 13$ ,  $t = 4/5$ ,  $n = 32/64$  / применительно к нашей задаче - из /3/ получаем отношения

$$\rho_{32} = \frac{416}{23s + 18}, \quad \rho_{64} = \frac{832}{24s + 18}.$$

#### 4. ОЦЕНКА НЕТОЧНОСТИ РЕКОНСТРУКЦИИ

Располагая сжатым представлением вектора  $x$  /2/, нетрудно произвести его реконструкцию:  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ .

$$y_1 = x_1,$$

$$y_j = y_{j-1} + d_1 \quad \text{для} \quad j = \overline{2, i_1 - 1},$$

⋮

$$y_{i_1} = x_{i_1},$$

$$y_j = y_{j-1} + d_2 \quad \text{для} \quad j = \overline{i_1 + 1, i_2 - 1},$$

⋮

$$y_{i_s} = x_{i_s},$$

$$y_j = y_{j-1} + d_{s+1} \quad \text{для} \quad i_s < n \ \& \ j = \overline{i_s + 1, n}.$$

Определим теперь оценки  $\epsilon_\infty^n, \epsilon_2^n$  отклонения векторов  $x$  и  $y$ , являющиеся функцией параметра  $\delta$ , в смысле  $L_\infty$  и  $L_2$  норм:



$$1) \epsilon_{\infty}^n = \|x - y\|_{\infty} = \max_{i=1, \dots, n} |x_i - y_i| < \delta.$$

$$2) \epsilon_2^n = \|x - y\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} =$$

$$= \sqrt{\sum_{i=1}^{l_1-1} (x_i - y_i)^2 + \sum_{i=l_1+2}^{l_2-1} (x_i - y_i)^2 + \dots + \sum_{i=l_s+2}^n (x_i - y_i)^2} <$$

$$< \sqrt{(i_1-3)\delta^2 + (i_2-i_1-2)\delta^2 + (i_s-i_{s-1}-2)\delta^2 + (n-i_s-1)\delta^2} =$$

$$= \sqrt{(n-2s-2)} \delta. \quad /5/$$

Опять-таки, для  $n=32, 64$  получаем следующие формулы для оценки неточности реконструкции в  $L_2$ -норме:

$$\epsilon_2^{32} = \sqrt{(30-2s)} \delta, \quad \epsilon_2^{64} = \sqrt{(62-2s)} \delta.$$

Значения коэффициентов сжатия  $\rho_{32}, \rho_{64}$  и оценок  $\epsilon_2^{32}, \epsilon_2^{64}$ , которые вычислены для  $s=0+10$  и  $2s=32$ , приводятся в таблице.

Отметим, что коэффициенты  $\rho_{32}, \rho_{64}$  и оценки  $\epsilon_2^{32}, \epsilon_2^{64}$  вычислены для стандартного варианта алгоритма предикции, т.е. без учета неточности, вызванной тем, что мы проигнорировали выпадение из коридора предикции.

Модификация алгоритма предикции приведет к большим коэффициентам сжатия, но меньшей точности. Последнее не влияет существенным образом на восстановление геометрических параметров изображения.

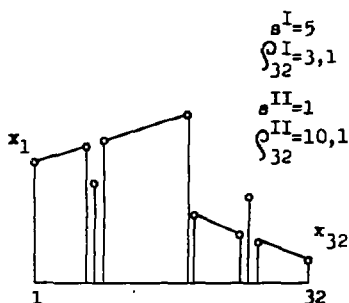


Рис. 2

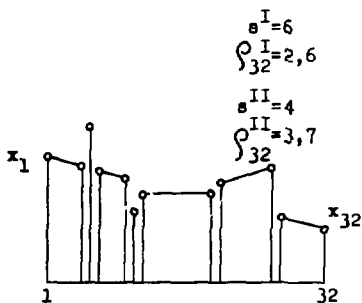


Рис. 3

В качестве примера на рис. 2.3 показаны два вида векторов  $x$  /содержащих сегменты нескольких треков и шумовые точки/.

Поскольку в данном случае коэффициент сжатия зависит главным образом от структуры стримеров и пропусков в треках, для его реальной оценки необходимо провести методические исследования на массивах конкретных данных, полученных со стримерной камеры.

В то же время следует подчеркнуть, что настройка "онлайн"-алгоритмов сжатия требует на практике исследования зависимости величин  $\rho$  и  $\epsilon$  от значений параметра  $\delta$ , ибо только на основе обработки экспериментальных данных можно достигнуть оптимального соотношения этих величин.

Таблица

s	$\rho_{32}$	$\epsilon_{2}^{32}$	$\rho_{64}$	$\epsilon_{2}^{64}$
0	23,1	88	46,2	128
1	10,1	85	19,7	123
2	6,5	82	12,6	121
3	4,7	78	9,2	120
4	3,7	75	7,2	117
5	3,1	72	6,0	115
6	2,6	67	5,1	112
7	2,3	64	4,4	110
8	2,0	59	3,9	109
9	1,8	56	3,5	106
10	1,6	51	3,2	104

## 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Итоги наших исследований /см. также <sup>1/1/</sup> можно сформулировать следующим образом:

1/ Полностью разработаны программы быстрого сжатия данных - FSLANT и PREDICTOR, аппаратная реализация которых допускает параллельную обработку информации.

Программа FSLANT реализует быстрое преобразование для векторов любой размерности  $N = 2^n = 2, 4, \dots$ .

Программа PREDICTOR выполняет сжатое кусочно-линейное представление векторов.

2/ Проведены исследования обеих программ на модели с несколькими прямолинейными треками, произвольно пересекающимися под различными случайными углами в диапазоне  $\pm 45^\circ$ .

3/ Исследования показали, что выбор того или иного метода существенно зависит от структуры исходной обрабатываемой информации. В тех случаях, когда при сжатии данных необходимо учитывать структуру пропусков в треках, следует применить метод предикции, сохраняющий эту структуру в реконструированном изображении.

Для сжатия изображений, содержащих полные треки, применим и алгоритм быстрого FSLANT - преобразования. Программы, разработанные на основе этого алгоритма, могут применяться также при спектральной обработке любых векторов данных.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Байла И., Ососков Г.А. ОИЯИ, P10-80-162, Дубна, 1980.
2. Kortman C.M. Redundancy Reduction - A Practical Method of Data Compression. Proc. IEEE, March 1967, Vol. 55, No. 3.
3. Ососков Г.А. и др. ОИЯИ, P10-11213, Дубна, 1978.
4. Ahmed N., Rao K.R. Orthogonal Transforms for Digital Signal Processing. Springer Verlag, Berlin - Heidelberg - New York, 1975.
5. Алексеева Н.П. и др. Бесфильмовая система съема информации со струйной камеры установки РИСК. ОИЯИ, Б1-13-80-133, Дубна, 1980.
6. Watanabe S. Karhunen - Loève Expansion and Factor Analysis, Theoretical Remarks and Applications. In: Proc. of the 4-th Prague Conference on Information Theory, 1965, Prague.
7. Hansroul et al. The Application of Multi-Dimensional Analysis Techniques to the Processing of Event Data from Large Spectrometers. In: Proc. of Meeting on Programming and Mathematical Methods for Solving Physical Problems, 1973, Dubna, USSR.
8. Wind H. Function Parametrization. In: Proc. 1972 CERN Computing and Data Processing School, Pertisau, Austria, September 1972.
9. Шилов Г.И. Математический анализ. Наука, М., 1969.
10. Enomoto H., Shibata K. Orthogonal Transform Coding System for Television Signals. Proc. 1971 Symposium on Applications of Walsh Functions, pp. 11-17.
11. Pratt W.K., Wen-Hsiung Chen, Welch L.R. Slant Transform Image Coding. IEEE Transactions on Communications, August 1977, Vol. COM - 22, No. 8.

Рукопись поступила в издательский отдел  
24 марта 1980 года.