Снижение размерности параметрического пространства на основе аппроксимации компонент при интерполяции многомерных сигналов

М.В. Гашников^{1,2}

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34A, Самара, Россия, 443086 ²Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

Аннотация. Разрабатываются адаптивные параметризованные алгоритмы интерполяции многомерных сигналов. Для снижения сложности оптимизации таких алгоритмов производится снижение размерности пространства оптимизируемых параметров. Для снижения размерности зависимости отсчетов внутри сечений и между сечениями сигнала учитываются различным образом. Зависимости между сечениями учитываются за счёт алгоритма аппроксимации сечений. Зависимости внутри сечений учитываются за счет адаптивного параметризованного алгоритма интерполяции. В результате задача оптимизации адаптивного интерполятора решается в пространстве меньшей размерности для каждого сечения сигнала отдельно. Для исследования эффективности адаптивных интерполяторов производятся вычислительные эксперименты на реальных многомерных сигналах.

1. Введение

При работе с многомерными сигналами, такими как гиперспектральные сигналы [1], видеосигналы [2], данные дистанционного зондирования Земли (ДДЗ) [3] и т.д., возникает необходимость обработки экстремально больших объёмов цифровых данных. Увеличение ёмкости запоминающих устройств не позволяет решить эту проблему, а для бортовых систем обработки, использующих канал связи ограниченной пропускной способности, этот путь принципиально не подходит. Единственным решением в этой ситуации является использование методов компрессии, многие из которых, так или иначе, используют интерполяцию многомерного сигнала [4] в качестве одного их этапов обработки.

В настоящее время разработано большое количество методов компрессии цифровых сигналов [5-8]. Например, фрактальные методы компрессии [9] позволяют обеспечить самую высокую степень сжатия, но редко используются в реальных системах из-за высокой вычислительной сложности и неестественного характера вносимых искажений.

Вейвлет-методы компрессии [10], единственным более-менее широко распространенным из которых является JPEG-2000 [11], можно считать наиболее предпочтительными по соотношению степени сжатия и вычислительной сложности. В перспективе эти методы неизбежно будут обладать широкой областью использования, но в настоящий момент они

существенно уступают по распространённости заметно менее эффективному методу компрессии JPEG [12], основанному на дискретных косинусных преобразованиях (ДКП) [13]. Однако, методы, основанные на дискретных ортогональных преобразованиях, а также на других вычислительно сложных преобразованиях (ДКП, вейвлет, Фурье, фрактальные и т.п.) имеют довольно высокую вычислительную сложность, которая может быть неприемлема в системах реального времени, бортовых системах сжатия и передачи данных и т.п. Также следует отметить, что такие системы обычно предъявляют жёсткие требования по управлению качеством сжатых данных, что также трудно обеспечить для методов компрессии, основанных на перечисленных преобразованиях, т.к. контроль многих видов погрешности в преобразованных пространствах затруднён или невозможен.

Таким образом, при жестких требованиях к вычислительной сложности и необходимости строгого контроля качества сжимаемых данных следует обратить внимание на методы компрессии, не использующие каких-либо спектральных пространств. Такие методы компрессии, работающие непосредственно в пространственной области, могут обеспечить жёсткий контроль качества данных при приемлемой вычислительной сложности.

Одним из представителей таких методов является метод компрессии на основе на основе иерархической сеточной интерполяции (ИСИ) [14-15]. Этот метод также имеет ряд преимуществ, существенных и для наземных комплексов обработки сигналов (независимая от масштаба скорость доступа к фрагменту и т.п.).

ИСИ-компрессия базируется на интерполяции отсчётов сжимаемого сигнала по прореженным версиям того же самого сигнала и последующем статистическом [16] кодировании ошибок интерполяции. Ключевым этапом метода компрессии ИСИ является интерполятор.

Одним из наиболее эффективных интерполяторов является адаптивный интерполятор [17], который автоматически переключается между различными способами интерполяции в каждой точке сигнала. Этот параметр параметризован и должен оптимизироваться в своём пространстве параметров для каждого конкретного сигнала отдельно. С увеличением размерности сигнала растёт и размерность параметрического пространства интерполятора, что в свою очередь может привести к заметному увеличению вычислительной сложности всей процедуры обработки в целом. Таким образом, актуальной является задача снижения размерности параметрического пространства интерполятора.

В данной работе эту задачу предлагается решать за счёт использования различных способов обработки вдоль различных осей координат сигнала. Сечения гиперкуба многомерного сигнала обрабатываются последовательно, при этом корреляция между этими сечениями используется за счёт аппроксимации каждого сечения на основе уже обработанных сечений. Такая обработка декоррелирует погрешности аппроксимации внутри каждого сечения, что позволяет использовать независимые адаптивные интерполяторы на единицу меньшей размерности внутри каждого сечения.

2. Иерархическая компрессия многомерных сигналов

Иерархический метод компрессии многомерных сигналов, обобщающий идеи, изложенные в [14-15], использует иерархическое представление особого типа для исходного многомерного сигнала (см. рисунок 1). Обозначим $\mathbf{X} = \left\{ x(\vec{k}) \right\}$ исходный сигнал, где \vec{k} — вектор-столбец его координат (аргументов). Запишем представление этого сигнала в виде набора из L масштабных уровней \mathbf{X}_{ℓ} :

$$\mathbf{X} = \bigcup_{l=0}^{L-1} \mathbf{X}_{l}, \quad \mathbf{X}_{l} = \left\{ x(\vec{k}) : \vec{k} \in I_{l} \right\}, \tag{1}$$

где I_l - множество индексов отсчётов для масштабного уровня \mathbf{X}_l :

$$I_{L-1} = \left\{ 2^{L-1} \vec{k} \right\}, \quad I_l = \left\{ 2^l \vec{k} \right\} \setminus \left\{ 2^{l+1} \vec{k} \right\}, \quad 0 \le l < L$$
(2)

Масштабный уровень с номером (L-1) представляет собой «сетку» отсчётов сигнала с шагом $2^{(L-1)}$ по каждой координате, а любой из следующих уровней номер l это сетка отсчётов с шагом 2^l из которой исключены отсчёты вдвое более редкой сетки.

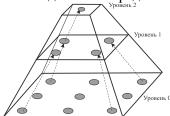


Рисунок 1. Иерархическое представление сигнала в виде набора масштабных (иерархических) уровней.

При компрессии масштабные уровни обрабатываются последовательно. При этом более прореженные уровни (с меньшими номерами) интерполируются на основе более прореженных уровней, т.е. уровней с большими номерами. Так как постинтерполяционные остатки декоррелированны, их кодирование более эффективно чем кодирование исходных значений отсчётов.

3. Адаптивная интерполяция многомерных сигналов при компрессии

При существенных ограничениях на вычислительную сложность для интерполяции часто применяются алгоритмы [4, 6], использующие «сглаживание» (усреднение) по некоторому набору опорных отсчётов:

$$\bar{x}(\vec{k}) = \frac{1}{K} \sum_{n=0}^{N-1} \hat{x}_n(\vec{k})$$
(3)

где $\hat{x}_n(\vec{k})$ – опорные отсчёты при интерполяции, N – количество этих опорных отсчетов. При иерархической компрессии эти отсчёты принадлежат предыдущему (более прореженному) уровню сигнала.

«Усредняющий» алгоритм интерполяции вида (3) точен на медленно меняющихся участках сигнала за счёт усреднение шумовых отсчётов. Однако, погрешность интерполяции увеличивается на быстро изменяющихся участках сигнала, т.е. на контурах областей. Для повышения точности интерполяции на таких участках сигнала используются нелинейные [4], в том числе адаптивные [6] алгоритмы.

При адаптивной интерполяции в локальной окрестности сигнала вычисляются некоторые признаки, в зависимости от значений которых выбирается тот или иной способ интерполяции текущего отсчета. В качестве этих признаков могут выступать, например, собственно значения ближайших опорных отсчётов или абсолютные значения разностей этих отсчётов:

$$\delta_i(\vec{k}) = \left| \hat{x}_{p(i)}(\vec{k}) - \hat{x}_{q(i)}(\vec{x}) \right|, \ 0 \le i < N_x$$
(4)

где N_x количество рассматриваемых возможных направлений контура в окрестности текущего отсчёта, а $\hat{x}_{p(i)}(\vec{k})$, $\hat{x}_{q(i)}(\vec{x})$ – ближайшие опорные отсчёты, расположенные вдоль контура i-го направления. В зависимости от значений признаков (4), задающих направление и степень выраженности локального контура, для каждого отсчёта усреднение происходит либо по всем окружающим отсчётам, либо только по отсчётам, расположенным в направлении контура:

$$\overline{x}\left(\overline{k}\right) = \begin{cases}
\frac{1}{K} \sum_{n=o}^{N-1} \hat{x}_n\left(\overline{k}\right), & ecnu \quad \delta_i \leq \delta_i^t, i \in [0, N_x) \\
\frac{1}{2} \left(\hat{x}_{p(i)}\left(\overline{k}\right) + \hat{x}_{q(i)}\left(\overline{x}\right)\right), & uhave
\end{cases} \tag{5}$$

где $\hat{x}_t(\vec{x})$, $\hat{x}_{\tau}(\vec{x}) - \hat{x}_{p(i)}(\vec{k})$, $\hat{x}_{q(i)}(\vec{x})$ – ближайшие опорные отсчёты, расположенные вдоль контура i-го направления, а δ_i^t – параметры алгоритма, управляющие переключением способов интерполяции. Оптимизация адаптивного интерполятора по параметрам производиться для каждой реализации сигнала отдельно [17]. При этом размерность параметрического пространства растёт вместе с размерностью сигнала, и поэтому такая оптимизация может быть вычислительно сложной задачей.

4. Аппроксимация сечений многомерного сигнала при компрессии

В данной работе предлагается обрабатывать (например, компрессировать) сечения (компоненты) К-мерного многомерного сигнала последовательно. Для большинства реальных сигналов эти сечения взаимозависимы. Для учёта этой зависимости каждое сечение

$$X^{s} = \left\{ x(s, k_{1}, ..., k_{K-1}) \right\}, \tag{6}$$

 $X^{s} = \left\{x\big(s,k_{_{\!1}},..,k_{_{\!K\!-\!1}}\big)\right\},$ имеющее размерность (*K*–1), аппроксимируется на основе предыдущих сечений X^{s-i} :

$$\tilde{X}^s = \sum_{i=1}^{N_a} a_i X^{s-i} \tag{7}$$

где N_a это количество опорных сечений при аппроксимации, $\mathbf{a} = \{\, a_i \,\}\,$ — коэффициенты аппроксимации, вычисляемые с помощью метода МНК, т.е. являющиеся решением системы линейных уравнений:

$$\mathbf{Ra} = \mathbf{b} \tag{8}$$

где ${f R}$ — корреляционная матрица сечений сигнала, а ${f b} = \{b_i\}$ — вектор-столбец коэффициентов корреляции между компонентами X^s и X^{s-i-1} .

Таким образом, при компрессии многомерного сигнала вместо сжатия исходного сечения X^s производится сжатия разностного сечения $(X^s - \tilde{X}^s)$, т.е. разности между исходным сечением и его аппроксимацией. Для каждого сечения используется иерархический метод компрессии с описанным выше адаптивным интерполятором, оптимизация которого осуществляется с помощью алгоритма, обобщающего описанный в [17] алгоритм. Отличие заключается в том, что на вход интерполятора поступают данные меньшей размерности, что заметно облегчает решение задачи оптимизации интерполятора.

Таким образом, взаимозависимость по одной из координат сигнала учитывается с помощью аппроксимации его сечений, а взаимозависимость по всем остальным координатам учитывается за счет использования адаптивного параметризованного предсказателя, оптимизация которого происходит в параметрическом пространстве меньшей размерности.

5. Экспериментальное исследование адаптивного интерполятора

В рамках настоящей работы предложенный адаптивный интерполятор (5) многомерного сигнала, включающий аппроксиматор сечений сигнала, был реализован программно на С++ в рамках описанного иерархического метода компрессии. Программная реализация была использована для исследования эффективности предложенного интерполятора. В качестве тестовых многомерных сигналов использовались реальные 16-битные данные гиперспектрометра AVIRIS [18] (некоторые фрагменты сечений показаны на рисунке 2).

В качестве базы для сравнения при исследовании адаптивного интерполятора использовался усредняющий интерполятор (3). Мерой эффективности адаптивного интерполятора (в рамках метода компрессии) являлся выигрыш Δ в размере архива (в процентах), который обеспечивался благодаря замене сглаживающего интерполятора на адаптивный интерполятор:

$$\Delta = \frac{S_{new} - S_{base}}{S_{base}} \cdot 100\% \tag{9}$$

где S_{base} , S_{new} — размеры архива иерархического метода компрессии при использовании базового (усредняющего) и нового (адаптивного) интерполяторов. При этом исследовалась также зависимость меры эффективности (9) от максимальной погрешности [19], вносимой при компрессии

$$E = \max_{\vec{k}} \left| x(\vec{k}) - y(\vec{k}) \right| \tag{10}$$

где х, у – исходный и декомпрессированный сигналы соответственно.

Типичные результаты экспериментов представлены на рисунке 3. Нетрудно видеть, что адаптивный интерполятор выигрывает до 7% у усредняющего интерполятора, причём выигрыш увеличивается с ростом максимальной погрешности.

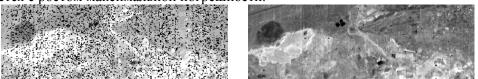


Рисунок 2. Фрагменты сечений № 100, 120 одного из тестовых многомерных сигналов.

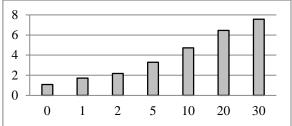


Рисунок 3. Выигрыш Δ адаптивного интерполятора у усредняющего интерполятора в зависимости от максимальной погрешности E, вносимой при компрессии.

6. Заключение

Произведено снижение размерности пространства параметров адаптивного интерполятора многомерных сигналов. Снижение размерности выполнено за счёт использования структурно различных алгоритмов интерполяции при учёте взаимосвязей внутри сечений сигнала и между этими сечениями. Зависимости отсчётов между сечениями использованы за счет алгоритма аппроксимации одних сечений другими. Зависимости внутри сечений использованы за счёт параметризованной интерполяции внутри сечений. Рассмотренный адаптивный интерполятор встроен в иерархический метод компрессии сигналов. Экспериментально показано, что использование адаптивного интерполятора позволяет повысить эффективность рассмотренного метода компрессии.

7. Литература

- [1] Borengasser, M. Hyperspectral remote sensing: Principles and applications / M. Borengasser, W.S. Hungate, R. Watkins. Boca Raton, London, New York: CRC Press, 2007. 128 p.
- [2] Tekalp, A.M. Digital Video Processing / A.M. Tekalp. Prentice Hall, 2015. 624 p.
- [3] Schowengerdt, R. Remote sensing: models and methods for image processing / R. Schowengerdt. Academic Press, 2007. 558 p.
- [4] Woods, J. Multidimensional Signal, Image, and Video Processing and Coding / J. Woods. Academic Press, 2011. 616 p.
- [5] Sayood, K. Introduction to Data Compression / K. Sayood. The Morgan Kaufmann Series in Multimedia Information and Systems, 2012. 743 p.
- [6] 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
- [7] Методы компьютерной обработки изображений / под ред. В.А. Сойфера. М.: Физматлит, 2003. 784 с.

- [8] Woods, E. Digital Image Processing / E. Woods, R. Gonzalez. Prentice Hall, 2007. 976 p.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] Li, J. Image Compression: The Mathematics of JPEG-2000 / J. Li // Modern Signal Processing. MSRI Publications. 2003. Vol. 46. P. 185-221.
- [12] Wallace, G. The JPEG Still Picture Compression Standard / G. Wallace // Communications of the ACM. 1991. Vol. 34(4). P. 30-44.
- [13] 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.
- [14] Сергеев, В.В. Метод компрессии изображений в системах оперативного дистанционного зондирования / М.В. Гашников, Н.И. Глумов, В.В. Сергеев // Доклады IX Всероссийской конференции "Математические методы распознавания образов" (ММРО). 1999. С. 160-163.
- Гашников, М.В. Минимизация энтропии постинтерполяционных остатков при компрессии изображений на основе иерархической сеточной интерполяции / М.В. Гашников // Компьютерная оптика. 2017. Т. 41, № 2. С. 266-275. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-2-266-275.
- [16] Лидовский, В.В. Теория информации учебное пособие / В.В. Лидовский. М.: Спутник+, 2004. 111 с.
- [17] 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.
- [18] AVIRIS Data Ordering Free AVIRIS Standard Data Products. Jet Propulsion Laboratory [Electronic resource]. Access mode: http://aviris.jpl.nasa.gov/data/free_data.html (01.11.2018).
- [19] Lin, S. Error Control Coding: Fundamentals and Applications, second edition / S. Lin, D. Costello. New Jersey: Prentice-Hall, 2004. 1260 p.

Благодарности

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

Reducing dimension of parametric space based on the approximation of components for interpolation of multidimensional signals

M.V. Gashnikov^{1,2}

¹Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086 ²Image Processing Systems Institute of RAS - Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Molodogvardejskaya street 151, Samara, Russia, 443001

Abstract. Adaptive parameterized interpolation algorithms for multidimensional signals are developed. To reduce the complexity of optimization these algorithms, a reduction in the dimension of the space of parameters to be optimized is performed. To reduce the dimensionality, the dependences of samples inside the component and between the components of the signal are taken into account in different ways. Inter-component dependencies are taken into account due to the component approximation algorithm. Intra-component dependencies are taken into account due to the adaptive parameterized interpolation algorithm. As a result, the optimization problem of the adaptive interpolator is solved separately in a space of lower dimension for each signal component. To study the effectiveness of adaptive interpolators, computational experiments are performed on real multidimensional signals.