

УДК 519.725;007.001.362;528.85/.87(15)

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ДЛЯ СЖАТИЯ БОЛЬШИХ ОБЪЕМОВ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ



И.И. Фролов
кандидат технических наук,
доцент, кафедра ЭВМ,
БГУИР



Д.Ю. Перцев
старший преподаватель,
кафедра ЭВМ, БГУИР



Д.В. Куприянова
ассистент,
кафедра ЭВМ, БГУИР

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь
E-mail: frolov@bsuir.by

И.И. Фролов

Окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. Доцент кафедры ЭВМ БГУИР. Проводит научные исследования в области машинного обучения и компьютерного зрения, участвует в проектировании и разработке систем технического зрения.

Д.Ю. Перцев

Окончил аспирантуру Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники (2016), защитил диссертацию в совете 02.15.01 (2020). Является заместителем декана факультета компьютерных систем и сетей по научной работе, старший преподаватель кафедры ЭВМ.

Д.В. Куприянова

Окончила магистратуру Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники по специальности 1-40 02 81 «Технологии виртуализации и облачных вычислений» (2019). Поступает в аспирантуру Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники (2020). Работает ассистентом и ученым секретарем на кафедре ЭВМ.

Аннотация. Проведен сравнительный анализ алгоритмов предварительной обработки, применяемые для сжатия гиперспектральных данных. Проанализированы достоинства и недостатки представленных подходов.

Ключевые слова: Гиперспектральные данные, AVIRIS Maine.

Введение. Дистанционное зондирование основано на применении специализированных приборов (спектрометров), фиксирующих спектральное излучение в некотором диапазоне.

На сегодняшний день применяется один из двух типов спектрометров:

– мультиспектральные, для которых определяются два и более приоритетных участка спектра, в пределах которых фиксируется излучение;

– гиперспектральные, для которых определяется один широкий участок спектра, в пределах которого фиксируется излучение.

Исторически первые спектрометры относились к классу мультиспектральных и являются наиболее изученными. Однако по мере развития оптической механики акцент в исследованиях смещается в область гиперспектральной съемки. Данные, формируемые спектрометром, обладают следующими характеристиками:

– пространственное разрешение, определяемое матрицей пикселей сенсора;

– радиометрическое разрешение, определяющее число уровней яркости, которое способен зафиксировать сенсор;

– спектральное разрешение, определяющее охватываемый спектральный диапазон.

Гиперспектральные данные AVIRIS Maine [1] обладают следующими параметрами:

– пространственное разрешение – 680x512 пикселей;

– радиометрическое разрешение – 12 бит на пиксель;

– число спектральных слоев – 224;

В сумме это приводит к формированию 114 240 кБайт на один результат съемки. С учетом того, что съемка осуществляется непрерывно, возникает задача сжатия данных.

Сравнительный анализ алгоритмов предварительной обработки для сжатия гиперспектральных данных. Проведенный анализ алгоритмов предварительной обработки позволил выделить следующие подходы к сжатию гиперспектральных данных:

– традиционные алгоритмы предварительной обработки [2-4];

– адаптированные под определенные алгоритмы [5, с.541-580].

В рамках первого подхода выделяется три группы алгоритмов (рисунок 1): на основе предсказания, на основе поиска по таблице и на основе вейвлетов.

Второй подход был предложен профессором Chen-I Chang и основан на следующей гипотезе: так как данные избыточны, нет необходимости передавать все спектральные каналы, достаточно передать только те, что содержат максимум информации. Например, если заведомо известны условия съемки, удаляются неинформативные каналы. Альтернативный подход основан на полном либо частичном анализе полученных данных, при этом передается результат, а не сами данные [6, 7]. Достоинством такого подхода является хранение только необходимых данных. Однако существенными недостатками являются:

– вычислительная сложность;

– в результате формируются мультиспектральные снимки, таким образом, отсутствует необходимость применения гиперспектральных спектрометров.

Принцип работы алгоритмов на основе предсказания заключается в следующем [8] (рисунок 2): во входном потоке выделяется некоторая окрестность, для которой выполняется вычисление \hat{y}_n (предсказание).

Результат предсказания \hat{y}_n вычитается из оригинального значения y_n и формируется ошибка предсказания e :

$$e = \hat{y}_n - y_n, \quad (1)$$

Ошибка предсказания e кодируется одним из энтропийных кодеков. Основное различие между алгоритмами сжатия заключается в блоке предсказания, среди которых выделяются следующие подклассы:

– линейные неадаптивные [9], в которых новое значение определяется по алгоритму минимума, максимума, медианны или среднего арифметического;

– линейные адаптивные, в которых коэффициенты рассчитываются линейно для каждого предсказываемого значения;

– контекстно-адаптивные, в которых дополнительно учитывается контекст предсказания [10-14].

Алгоритмы на основе линейного адаптивного предсказания учитывают как пространственную корреляцию, так и спектральную в зависимости от результатов оценки степени корреляции. Основное отличие между алгоритмами сводится к размерам окрестности и способу обработки каналов:

– окрестность 2x2 в текущем и предыдущем каналах (алгоритм Linear Prediction [2]);

– окрестность 2x2 в текущем и трех предыдущих спектральных каналах (алгоритм Fast Lossless [3]);

- окрестность 3×2 и настраиваемое число каналов (алгоритм Spectral Oriented Least Squares [15]);
- алгоритм с поиском оптимальных мультиканалов для предсказания [16].



Рисунок 1. – Классификация алгоритмов сжатия гиперспектральных изображений

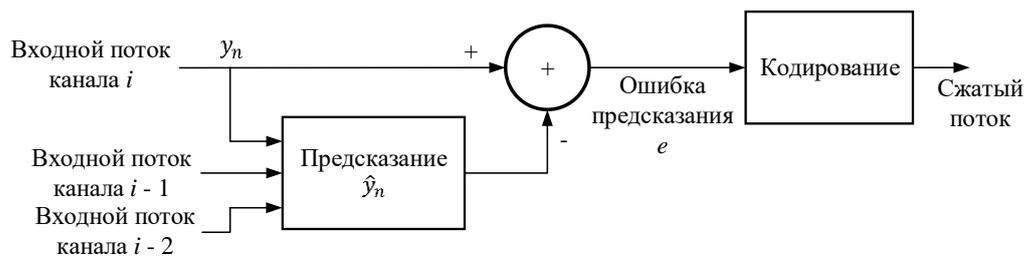


Рисунок 2. – Общий вид алгоритма сжатия на основе предсказания

Алгоритмы на основе линейного адаптивного предсказания учитывают как пространственную корреляцию, так и спектральную в зависимости от результатов оценки степени корреляции. Основное отличие между алгоритмами сводится к размерам окрестности и способу обработки каналов:

- окрестность 2×2 в текущем и предыдущем каналах (алгоритм Linear Prediction [2]);
- окрестность 2×2 в текущем и трех предыдущих спектральных каналах (алгоритм Fast Lossless [3]);
- окрестность 3×2 и настраиваемое число каналов (алгоритм Spectral Oriented Least Squares [15]);
- алгоритм с поиском оптимальных мультиканалов для предсказания [16].

Однако из-за того, что оценка степени корреляции в реальном времени для всего объема гиперспектрального снимка затруднена, некоторые исследователи [2] вводят множество IB , в которое заранее заносятся каналы, для которых пространственная корреляция более существенна.

Подкласс контекстно-адаптивного предсказания является развитием линейных адаптивных и предполагает анализ коэффициента корреляции между соседними спектральными каналами. На основе полученного значения принимается решение, с какими данными работает предсказание (над спектральными каналами или в пространственной плоскости). При этом в зависимости от решения могут применяться различные предсказатели. По вычислительной сложности данный класс сложнее линейных адаптивных без дополнительных оптимизаций (без переупорядочивания каналов).

К алгоритмам контекстно-адаптивного предсказания относятся:

- алгоритм Correlation based Conditional Average Prediction (CCAP) [10];
- алгоритм CALIC-3D [11-13];
- алгоритм M-CALIC [14];

Основным недостатком многих алгоритмов предсказания является высокая вычислительная нагрузка при небольшом использовании оперативной памяти. Задачей алгоритма на основе поиска по таблице [17] является ускорение процесса вычисления, основанное на том, что корреляция между спектральными каналами существенна. Для этих целей вводится таблица, по которой осуществляется предсказание. Размерность таблицы – число спектральных каналов, умноженное на максимально допустимое значение при данном радиометрическом разрешении. Например, для радиометрического разрешения в 12 бит максимально допустимое значение – 4 096. Размерность элемента таблицы – 12 бит. При обработке первого канала значения таблицы обновляются текущими значениями. Для каждой последующей плоскости для предсказания текущего значения выполняется следующая последовательность действий:

$$\begin{aligned} pred[x][y][z] &= LUT[z][image[x][y][z-1]]; \\ LUT[z][image[x][y][z-1]] &= image[x][y][z]; \end{aligned}$$

Полученное значение *pred* будет считаться как предсказанное. Дальнейшая обработка эквивалентна, показанной на рисунке 2.

Основным недостатком данного подхода являются высокие требования к объему памяти (кроме хранения гиперспектрального куба, необходимо хранение таблицы предсказания) и пропускная способность шины памяти из-за случайного обращения в таблицы. Различные варианты описанного алгоритма (LAIS-LUT [18], LAIS-QLUT [19]) кроме улучшения качества предсказания, предлагают подходы к уменьшению требуемого объема памяти.

В таблице 1 собраны результаты проведенного анализа алгоритмов, применяемых для сжатия гиперспектральных данных дистанционного зондирования Земли. В качестве основы для тестирования использовались гиперспектральные данные AVIRIS.

Заключение. Исходя из полученных результатов максимальный достигаемый коэффициент сжатия составляет 3,5 для алгоритма LAIS-QLUT и 3,2 для алгоритмов CALIC-3D и M-CALIC. При этом эти коэффициенты сжатия достигаются за счет высокой вычислительной нагрузки (для алгоритмов предсказания) либо высоких требований к ОЗУ (для алгоритмов поиска по таблице).

Таблица 1. Обобщение результатов анализа алгоритмов сжатия

Алгоритм сжатия	Коэффициент сжатия, раз	Преимущества алгоритма	Недостатки алгоритма
Алгоритмы сжатия на основе предсказания			
LP [2]	2,93	+ первая попытка применения нелинейного адаптивного предсказания	- сжатие не всех каналов

Продолжение таблицы 1

FL [3]	3,10	+ увеличенное число каналов для функции предсказания	- сжатие не всех каналов
SLSQ [15]	3,10	+ подбор коэффициентов исходя из условия минимизации ошибки предсказания	- заранее выполнен поиск каналов, для которых коэффициент корреляции стремится к нулю
CCAP [10]	3,18	+ выбор алгоритма предсказания на основе коэффициента корреляции	- вычислительная сложность
поиск оптимальных мультиканалов для предсказания [16]	3,36	+ построение дерева с коэффициентами корреляции для поиска новой последовательности мультиканалов	- вычислительная сложность при оценке больших объемов данных
CALIC-3D [11-13]	3,20	+ выбор алгоритма предсказания на основе коэффициента корреляции	- вычислительная сложность
M-CALIC [14]	3,20	+ подбор коэффициентов исходя из условия минимизации ошибки предсказания	- вычислительная сложность
Алгоритмы сжатия на основе поиска по таблице			
LUT [20]	3,31	+ быстрый поиск предсказанного значения	- высокие требования к пропускной способности ОЗУ
LAIS-LUT [18]	3,31	+ учитывается межканальная корреляция	- увеличенные требования к пропускной способности ОЗУ
LAIS-QLUT [19]	3,5	+ уменьшенные требования к объему ОЗУ из-за квантования в таблице	- негарантируется, что ошибка предсказания будет меньше, чем используя алгоритмы предсказания

Список литературы

[1] AVIRIS Hyperspectral Images [Electronic Resource] / Jet Propulsion Laboratory. – Mode of access: http://aviris.jpl.nasa.gov/data/free_data.html. Date of access: 10.02.2020.

[2] Rizzo, F. Low-complexity lossless compression of hyperspectral imagery via linear prediction / F. Rizzo [et al.] // IEEE Signal Processing Letters. – 2005. – Volume 12. – Issue 2. – P. 138-141.

[3] Klimesh, M. Low-complexity lossless compression of hyperspectral imagery via adaptive filtering. Technical Report 42-163, Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology. – 2005. – 10 p.

[4] Mielikainen, J. Lossless compression of hyperspectral images using a quantized index to lookup tables / J. Mielikainen, P. Toivanen // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. – 2008. – Volume 5. – Issue 3. – P. 474-478.

[5] Chang, C.-I. Hyperspectral data processing: algorithm design and analysis / C.-I. Chang. – New York: John Wiley & Sons, 2013. – 1164 p.

[6] Lei, J. Spectral-Spatial Feature Extraction for Hyperspectral Anomaly Detection / J. Lei [et al.] // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2019. – Volume 57. – Issue 10. – P. 8131-8143.

[7] Vafadar, M. Hyperspectral Anomaly Detection Using Combined Similarity Criteria / M. Vafadar, H. Ghassemian // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. – 2018. – Volume 11. – Issue 11. – P. 4076-4085.

[8] Predictive coding [Electronic resource] / Stanford. – Mode of access: <https://web.stanford.edu/class/ee398a/handouts/lectures/06-Prediction.pdf>. Date of access: 10.10.2018.

- [9] Weinberger, M. The LOCO-I lossless image compression algorithm: principles and standardization into JPEG-LS / M. Weinberger, G. Seroussi, G. Sapiro // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2000. – Volume 9. – Issue 8. – P. 1309-1324.
- [10] Wang, H. Lossless hyperspectral-image compression using context-based conditional average / H. Wang, S.D. Babacan, K. Sayood // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2007. – Volume 45. – Issue 12. – P. 4187-4193.
- [11] Tate, S.R. Band ordering in lossless compression of multispectral images / S.R. Tate // *IEEE Transactions on Computers*. – 1997. – Volume 46. – Issue 4. – P. 477-483.
- [12] Wu, X. Context-based, adaptive, lossless image coding / X. Wu, N. Memon // *Communications, IEEE Transactions on*. – 1997. – Volume 45. – Issue 4. – P. 437-444.
- [13] Wu, X. Context-based lossless interband compression – Extending CALIC / X. Wu, N. Memon // *Image Processing, IEEE Transactions on*. – 2000. – Volume 9. – Issue 6. – pp. 994-1001.
- [14] Magli, E. Optimized onboard lossless and near-lossless compression of hyperspectral data using CALIC / E. Magli, G. Olmo, E. Quacchio // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. – 2004. – Volume 1. – Issue 1. – P. 21-25.
- [15] Pizzolante, R. Lossless compression of hyperspectral imagery / R. Pizzolante // *In Proceeding of the First International Conference on Data Compression, Communications and Processing (CCP'11)*. – 2011. – P. 157-162.
- [16] Huo, C. Lossless Compression of Hyperspectral Images Based on Searching Optimal Multibands for Prediction / C. Huo, R. Zhang, T. Peng // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. – 2009. – Volume 6. – Issue 2. – P. 339-343.
- [17] Сикорский, Д.А. Оптико-электронные аппараты дистанционного зондирования Земли ОАО «Пелент» / Д.А. Сикорский, М.Н. Котов, И.В. Подскребкин // *Приборостроение-2018. Материалы 11-й Международной научно-технической конференции*. – Мн. : БНТУ, 2018. – С. 9.
- [18] Цветков, В.Ю. Сжатие полутоновых изображений на основе кластеризации и прогрессивного вложенного кодирования вейвлет-коэффициентов / В.Ю. Цветков, В.В. Новицкий // *Телекоммуникации: сети и технологии, алгебраическое кодирование и безопасность данных : материалы международного научно-технического семинара*. (Минск, апрель – декабрь 2015 г.). – Мн : БГУИР, 2015. – С. 45 – 51.
- [19] Борискевич, А.А. Алгоритм вычисления адаптивного лифтинга вейвлет- преобразования на основе диффузии ошибок предсказания / А.А. Борискевич, Л.А. Руис // *Доклады БГУИР*. – 2013. – № 6. – С. 55-61.
- [20] Mielikainen, J. Lossless compression of hyperspectral images using lookup tables / J. Mielikainen // *IEEE Signal Processing Letters*. – 2006. – Volume 13. – Issue 3. – P. 157-160.

COMPARATIVE ANALYSIS OF PREPROCESSING ALGORITHMS FOR HYPERSPPECTRAL DATA COMPRESSION

I. Frolov

PhD,

*Computer Science Department,
BSUIR*

D. Pertsau

Senior lecture,

*Computer Science
Department, BSUIR YIP*

D. Kupryianava

Assistant,

*Computer Science
Department, BSUIR*

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Republic of Belarus
E-mail: frolov@bsuir.by*

Abstract. A comparative analysis of preprocessing algorithms used to compress hyperspectral data is carried out. The advantages and disadvantages of the presented approaches are analyzed.

Keywords: Hyperspectral images, AVIRIS Maine.