

# АЛГОРИТМ СЖАТИЯ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ КОНТЕКСТНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь

Перцев Д. Ю.

Дудкин А. А. – д.т.н.

Рассмотрен алгоритм сжатия гиперспектральных изображений на основе контекстно-зависимого условного усредненного прогнозирования.

Гиперспектральное изображение представляет собой трехмерный массив данных, содержащий не только пространственную информацию, но и спектральную. Например, изображение, получаемое от спектрометра AVIRIS, содержит информацию о спектре от 400 до 2500 нм (всего 224 спектральных слоя). Такой количество слоев с данными приводит к существенному объему информации, которую требуется передать на Землю для последующей обработки. Именно поэтому возникает необходимость в разработке алгоритмов сжатия подобных изображений.

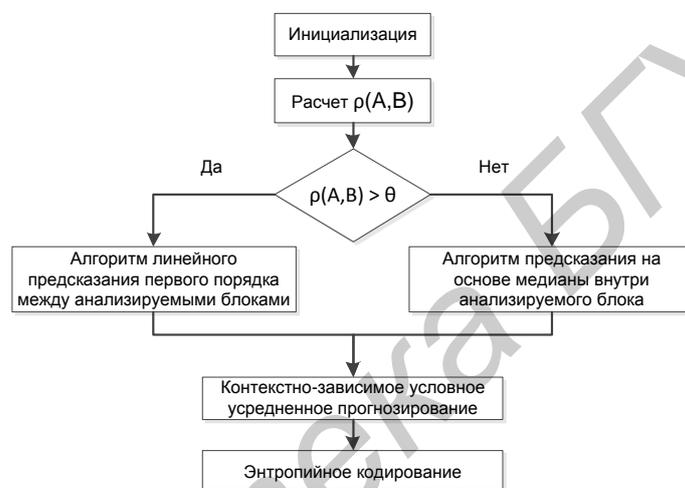


Рис. 1 – Общий вид алгоритма

Рассматриваемый алгоритм сжатия, общий вид которого представлен на рис.1, учитывает избыточность спектральных данных, содержащуюся между слоями гиперспектрального изображения.

Работа алгоритма начинается с расчета коэффициента корреляции  $\rho(A, B)$  :

$$\rho(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^m [(a_i - \bar{a})(b_i - \bar{b})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (a_i - \bar{a})^2 \sum_{i=1}^m (b_i - \bar{b})^2}}$$

где  $a_i, b_i$  - пиксели блока из слоев A и B соответственно,  $\bar{a}, \bar{b}$  - среднее арифметическое для пикселей блока,  $m$  - общее число пикселей блока.

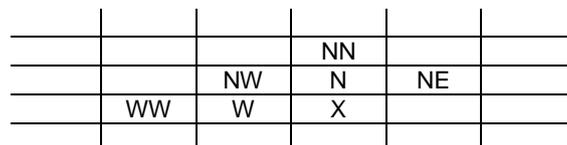


Рис. 2 – Обозначения пикселей для алгоритма предсказания на основе медианы

В зависимости от результата сравнения  $\rho(A, B) > \theta$ , где  $\theta$  - пороговое значение, определяемое экспериментально, применяется либо алгоритм предсказания на основе медианы внутри анализируемого блока (также по умолчанию используется для первого слоя), либо алгоритм линейного предсказания первого порядка между анализируемыми блоками.

Новое значение  $\hat{x}$  для алгоритма предсказания на основе медианы (с учетом рис.2) определяется по формуле:

$$\hat{x} = \begin{cases} \min(N, W), & \text{если } NW \geq \max(N, W) \\ \max(N, W), & \text{если } NW \leq \min(N, W) \\ N + W - NW, & \text{иначе} \end{cases}$$

В алгоритме линейного предсказания первого порядка в расчетах принимают участие 2 квадратных блока, описывающих один участок и расположенных в соседних слоях гиперспектрального изображения. Новое значение  $\bar{x}$  определяется в соответствии с формулой:

$$\bar{x} = \frac{x - m_1}{\delta_1},$$

где  $x$  - оригинальное значение пикселя,  $m_1$  - среднее значение пикселей в блоке 1,  $\delta_1$  - среднеквадратичное отклонение в блоке 1.

Новое значение пикселя для блока 2 определяется в соответствии с формулой:

$$\tilde{y} = y - (\bar{x} \cdot \delta_2 + m_2).$$

Полученный таким образом массив данных является сильно избыточным. Этап контекстно-зависимого условного усредненного прогнозирования используется для удаления избыточности и понижения энтропии.

Обозначим  $C_{i,j} = (x_{i,j}^1, x_{i,j}^2, \dots, x_{i,j}^k)$  как контекст пикселей, принадлежащий контексту  $C_k(\bar{\alpha})$ , если  $x_{i,j}^r = \alpha_r$  для  $r = 1, 2, \dots, k$ , где  $\bar{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)$  - некоторое множество значений.

Для рассматриваемой области контекста рассчитывается выборочное среднее:

$$\hat{\mu}_{x|\alpha} = \frac{1}{\|C_k(\bar{\alpha})\|} \sum_{(i,j): C_{i,j} \in C_k(\bar{\alpha})} x_{i,j},$$

где  $\|C_k(\bar{\alpha})\|$  - мощность множества  $C_k(\bar{\alpha})$ .

Полученное выборочное среднее удаляется из каждого элемента в рассматриваемом контексте, после чего осуществляется квантование результата вычислений, выборочного среднего и абсолютной разницы контекста. Также для ускорения операции поиска по истории контекста используется таблица истории. Для каждого пикселя, который будет кодироваться, индекс в таблице получается путем конкатенации полученных квантованных индексов. Таблица контекста содержит три параметра:  $M$  - общее количество возникновений контекста,  $S$  - сумма пикселей в анализируемом контексте,  $E$  - накопленная ошибка предсказания. Оценка значения  $\hat{x}_{i,j}$  получается на основе формулы:

$$\hat{x}_{i,j} = \frac{S - E}{M},$$

где  $\hat{x}_{i,j}$  - представляет собой усредненное значение предыдущих значений пикселей для данного контекста. Данная оценка справедлива для  $M$  больше порога, в противном случае значение пикселя  $W$  принимается в качестве оценки значения пикселя  $x$ . После предсказания значения элементов таблицы корректируются:

$$\begin{cases} M \leftarrow M + 1 \\ S \leftarrow S + x \quad \dots \\ E \leftarrow E + x - \hat{x} \end{cases}$$

Совпадение контекста  $C_{i,j}$  с контекстом в истории  $C_k(\bar{\alpha})$  обеспечивается формулой:

$$|\alpha_r - x_{i,j}^r| \leq T, \quad r = 1, 2, \dots, k,$$

где  $T$  - эмпирически определенный порог.

Последней стадией алгоритма является применение энтропийного кодирования. Для этого может использоваться один из следующих алгоритмов: коды Голомба, адаптивное арифметическое кодирование и др.

Проведенный тест алгоритма показал коэффициент степени сжатия около 3 раз, что является достаточно качественным результатом для алгоритмов сжатия гиперспектральных изображений без потерь.

Список использованных источников:

1. Hongqiang Wang. Lossless Hyperspectral-Image Compression Using Context-Based Conditional Average / Hongqiang Wang, S. Derin Babacan, Khalid Sayood // IEEE transactions on geoscience and remote sensing, vol.45, no.12., 2012 - p.4187-4193
2. Lin Bai. Lossless compression of hyperspectral images based on 3D context prediction / Lin Bai, Mingyi He, Yuchao Dai