

# Применение автоэнкодеров для сжатия гиперспектральных данных

А.С. Минкин<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт», пл. Академика Курчатова, 1, Москва, Россия, 123182

## Аннотация

Предложена методика нейросетевого сжатия гиперспектральных данных с помощью автоэнкодеров. Проведено сравнение степени сжатия с помощью трех различных вариантов автоэнкодеров с методом главных компонент. Выполнено тестирование алгоритмов сжатия на гиперспектральных данных сенсора AVIRIS, представлен график зависимости величины меры различия от степени сжатия исходных данных.

## Ключевые слова

Нейронные сети, автоэнкодеры, сжатие данных

## 1. Введение

В последние годы сжатие спутниковых изображений, особенно гиперспектральных, является актуальной задачей в связи с ограниченной скоростью передачи информации со спутников. Большой объем данных в сочетании с корреляциями по соседним спектральным линиям [1,2] в гиперспектральных изображениях позволяет использовать различные методы снижения размерности для получения высокой степени сжатия с потерями при сохранении малого значения меры различия исходного и восстановленного сигнала.

Одним из способов понижения размерности анализируемого векторного пространства является применение автоэнкодеров [3] - специальных архитектур нейронных сетей, позволяющих снижать размерность входных данных с целью сжатия изображений и последующей классификации и кластеризации данных [4]. Обучение автоэнкодера сводится к подгонке синаптических весов, вызывающих отклик сети, равный входному изображению с точностью до заданного значения ошибки. В данной работе рассматриваются архитектуры автоэнкодеров, в которых количество нейронов скрытого слоя меньше размерности входных данных. Представлен алгоритм сжатия с потерями на основе нескольких вариантов сжимающих автоэнкодеров для работы с отдельными спектральными пикселями. Сделана оценка степени сжатия в зависимости от ошибки восстановления по данным сенсора AVIRIS на примере набора данных (KSC) [5]. Проанализирована эффективность сжатия гиперспектральных изображений с помощью однослойного, многослойного и сверточного автоэнкодеров в сравнении с методом главных компонент.

## 2. Постановка задачи и численные результаты

Целью данной работы является исследование возможностей автоэнкодеров для сжатия гиперспектральных спутниковых снимков на примере данных Kennedy Space Center без учёта спектральных каналов, соответствующих сильному поглощению света в водяном паре.

Пусть исходный снимок представлен матрицей, состоящей из  $N$  пространственных пикселей, каждому из которых отвечает  $L$  спектральных каналов. В этом случае эффективность сжатия можно оценить, например, с помощью меры различия, вычисляемой по формуле

$$E = \sum_{n=1}^N \sum_{l=1, x_{n,l}>0}^L |1 - x'_{n,l}/x_{n,l}| \quad (1)$$

На рисунке 1 представлен график зависимости метрики (1) от степени сжатия для однослойного (A1), многослойного (A2) и сверточного (A3) автоэнкодера в сравнении с методом главных компонент, а также график зависимости ошибки обучения сети (средний квадрат отклонения восстановленных данных от исходных) от степени сжатия.

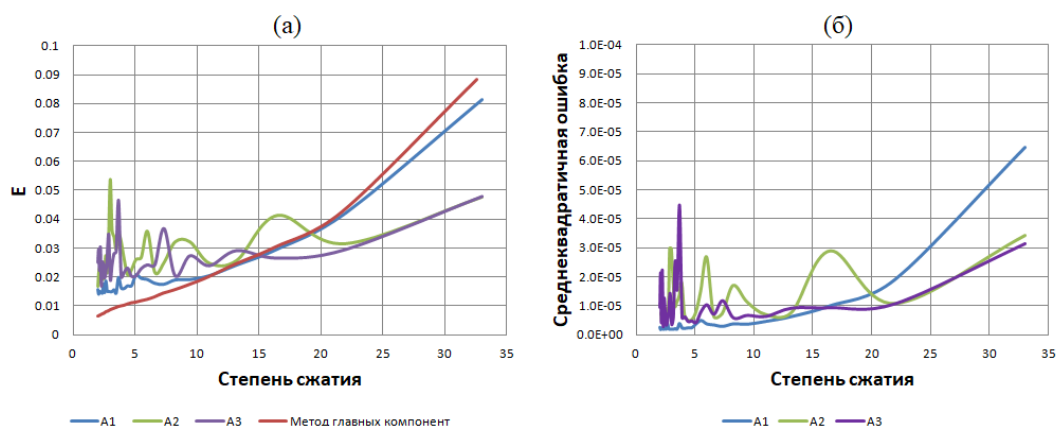


Рисунок 1: Мера различия сигналов (а) и ошибка обучения автоэнкодеров (б) в зависимости от степени сжатия исходного изображения

### 3. Заключение

В данной работе реализована методика попиксельного сжатия гиперспектральных изображений с помощью автоэнкодеров и сделано её сравнение с методом главных компонент. По степени сжатия однослойный автоэнкодер и метод главных компонент эквивалентны. При небольшой степени сжатия использование метода главных компонент предпочтительно, так как демонстрирует более стабильный и точный результат. В отличие от метода главных компонент, автоэнкодеры требуют обучения и настройки весов сети. При этом эффективность их применения находится в прямой зависимости от конечного значения ошибки обучения нейронной сети, которая имеет тенденцию к осцилляциям при выборе более сложных моделей автоэнкодеров. Однако, при высоких значениях степени сжатия многослойный и сверточный автоэнкодеры демонстрируют значительное преимущество по сравнению с методом главных компонент, а результат обучения оказывается более устойчивым при выборе меньшего числа нейронов в латентной области, что оказывается более эффективным для дальнейшей кластеризации неразмеченных данных.

### 4. Литература

- [1] Windrim, L. Unsupervised feature-learning for hyperspectral data with autoencoders / L. Windrim, R. Ramakrishnan, A. Melkumyan, R.J. Murphy, A. Chlingaryan. – Remote Sensing. – 2019. – Vol. 11(7). – P. 864
- [2] Zamyatin, A.V. An algorithm for compressing hyperspectral aerospace images with the account of interband correlation / A.V. Zamyatin, A.Zh. Sarinova // Applied Informatics. – 2013. – Vol. 47(5). – P. 35-42.
- [3] Hinton, G.E. Reducing the dimensionality of data with neural networks / G.E. Hinton, R.R. Salakhutdinov. – Science. – 2006. – Vol. 313. – P. 504-507.
- [4] Mou, L. Unsupervised spectral-spatial feature learning via deep residual Conv-Deconv network for hyperspectral image classification / L. Mou, P. Ghamisi, X.X. Zhu // IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. – 2018. – Vol. 56(1). – P. 391-406.
- [5] Наборы данных с размеченными гиперспектральными изображениями [Электронный ресурс] – Режим доступа: [http://www.ehu.eus/ccwintco/index.php/Hyperspectral\\_Remote\\_Sensing\\_Scenes](http://www.ehu.eus/ccwintco/index.php/Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes).