

УДК: 004.852

Разреженные методы восстановления в задаче  
спектральной реконструкции

В. Е. Аверков<sup>1</sup>, Е. И. Ершов<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Московский физико-технический институт  
(национальный исследовательский университет)

<sup>2</sup>Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича РАН

Одной из важных задач вычислительной фотографии является задача спектральной реконструкции. Это задача восстановления гиперспектральных изображений из трехканальных. Гиперспектральные изображения, в отличие от трехканальных изображений, дают больше информации о характеристиках поверхности изображения, что дает множество полезных приложений в различных отраслях, таких как дистанционная медицина, сельское хозяйство, экология и другие. Например, анализируя спектры листьев, можно обнаружить заболевания на ранних стадиях, а спектры кожи могут помочь выявить наличие злокачественных опухолей. Но прямой метод съемки гиперспектральных изображений бывает слишком дорогим/долгим/неудобным. В данной работе предлагаются и анализируются несколько новых методов восстановления спектров.

Для решения этой задачи применяются различные методы машинного обучения. Одним из основных методов является метод разреженного представления [1]. В данной работе мы исследуем и улучшаем этот подход. Описание метода: пусть  $H = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$  - коллекция спектров, где  $h_i \in \mathbb{R}^{31}$  - 31-канальные спектры.  $S \in \mathbb{R}^{3 \times 31}$  - матрица чувствительностей камеры (каждый пиксель  $r_i = S \cdot h_i \in \mathbb{R}^3$ ). С помощью KSVD [2] получаем переобученный словарь  $D_H = \{d_1, d_2, \dots, d_m\} \in \mathbb{R}^{31 \times m}$ . Полученный словарь  $D_H$  мы проецируем в трехканальное пространство с помощью матрицы чувствительностей  $S$ :

$$D_{rgb} = S \cdot D$$

После получения  $D_{rgb}$  процесс обучения завершается.

Процесс восстановления спектра по пикселю устроен следующим образом: для каждого  $r \in \mathbb{R}^3$  мы используем метод Orthogonal Matching Pursuit (OMP) [2], чтобы подобрать разреженный вектор весов  $w$ , где большинство элементов равны нулю, такой, что  $r \approx D_{rgb} \cdot w$ , исходный спектр получается как  $h = D_H \cdot w$ .

В нашей работе мы реализовали этот метод, но обнаружили, что на наших данных, при указанной реализации KSVD [2] метод работает хуже, чем простая линейная регрессия. Также процесс обучения словаря не приводит к значительному улучшению работы метода. Мы исследовали оптимальный выбор словаря и пришли к выводу, что словарь из небольшого числа случайно выбранных элементов изначальной коллекции спектров (100 атомов в словаре) дает результат не хуже, чем метод [1]. Кроме того, изучив прогнозы метода Arad, мы пришли к выводу, что в данном методе важную роль играет переобученность словаря: для конкретного пикселя  $r$ , полученного из спектра  $h$ , в словаре вероятнее всего найдется спектр  $h'$  (метамер), такой, что  $\|S \cdot h' - r\| < \|S \cdot h - r\|$ , но при этом  $h$  и  $h'$  совсем не похожи. Однако, если использовать данные с нескольких камер и усреднять результаты, мы получим очень точный метод предсказания. Этот подход позволяет достичь высокой точности в спектральной реконструкции.

Хочу выразить благодарность за предоставленные для анализа данные Сектору 11.1 ИППИ РАН, а также его сотрудникам: Даниилу Владимирову, Даниилу Реутскому и Егору Ершову за совместную работу и в результате которой было решено использовать разреженные методы.

## Список литературы

- [1] B. Arad и O. Ben-Shahar. “Sparse Recovery of Hyperspectral Signal from Natural RGB Images”. B: (2016).
- [2] Alan Yang. “KSVD implementation”. B: (2017). URL: <https://github.com/syanga/ksvd-sparse-dictionary>.