

# Визуализация признаков пространств на основе спектральных и текстурных характеристик

Мясников Е.В.

Кафедра геоинформатики и информационной безопасности  
Самарский университет  
Самара, Россия  
[mevg@geosamara.ru](mailto:mevg@geosamara.ru)

**Аннотация**— В работе представлен метод визуализации пространств признаков, описывающих отсчеты гиперспектральных изображений на основе спектральных и текстурных характеристик. Предлагаемый метод позволяет использовать различные меры спектрального рассогласования между отсчетами изображения одновременно с текстурными признаками. Метод основан на неявном переходе к промежуточному представлению признаков с вычислением попарных расстояний между точками данных в едином пространстве признаков и последующей реконструкцией векторов признаков в 2D или 3D пространстве и интерактивной визуализацией данных. Предлагаемый подход исследуется на общедоступной гиперспектральной сцене с использованием количественных оценок.

**Ключевые слова:** слияние признаков, визуализация, гиперспектральное изображение, снижение размерности.

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Визуализация признаков пространств позволяет исследователю получить представление о характере распределения данных, подобрать более эффективные методы решения прикладных задач, выявить потенциальные проблемы. Особую актуальность задача визуализации данных обретает при анализе гиперспектральных изображений по причине как высокой размерности признаков пространств, так и использования различных модальностей, включая, например, спектральные и текстурные характеристики изображений.

Распространенные методы визуализации многомерных данных не позволяют выполнять визуализацию с учетом разнородных систем признаков, использующих, например, одновременно признаки переменной и фиксированной размерности, признаки в комбинации с различными мерами рассогласования и т.д. Однако предложенная в [1] схема слияния признаков позволяет использовать разнородные системы признаков для решения различных задач. В настоящей работе указанная схема используется для решения задачи визуализации пространства признаков гиперспектральных данных на основе спектральных и текстурных характеристик, при этом рассогласование может измеряться с использованием различных мер.

## 2. МЕТОД

Схема слияния признаков основана на переходе от базовых признаков к промежуточным представлениям, однородным в смысле используемых метрик. После слияния промежуточных представлений размерность выходных признаков снижается до малых величин (2, 3), позволяющих выполнять интерактивную визуализацию.

В настоящей работе мы используем спектральные признаки с такими мерами рассогласования, как спектральный угол (SAM) [2] и дивергенция Хеллингера (HD) [3]. Текстурные признаки при этом используются с евклидовым расстоянием. Для промежуточного представления применяется пространство с евклидовой метрикой, что позволяет выполнить неявное преобразование к промежуточному представлению [1] и реконструировать выходное представление низкой размерности с помощью нелинейного отображения.

Пусть  $X \subset R^M$  - входное пространство спектральных признаков, представляющих собой непосредственно значения пикселей гиперспектрального изображения, состоящих из  $M$  спектральных компонент. Пусть  $\varphi(x_i, x_j)$  — мера рассогласования, определенная на  $X$ , представляющая собой SAM [2] или HD [3].

Пусть  $Y \subset R^K$  - входное пространство текстурных признаков с заданным на нем евклидовым расстоянием. В работе мы используем простой набор текстурных признаков, рассчитанный на основе матрицы совместной встречаемости [4]. В частности, используются контрастность, корреляция, энергия и однородность. Для расчета матрицы совместной встречаемости по гиперспектральному изображению, мы линейно преобразуем его в одноканальное изображение с использованием PCA. Параметры вычисления матрицы совместной встречаемости включают четыре смещения  $([0, 1], [-1, 1], [-1, 0], [-1, -1])$  и 64-уровневое квантование. Текстурные признаки усредняются и нормализуются по стандартным отклонениям.

В соответствии со схемой [1] мы предполагаем, что существует способ отобразить входное пространство  $X$  в промежуточное пространство  $\tilde{X} \subset R^{\tilde{M}}$  (возможно, другой размерности) с евклидовой метрикой  $d(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j)$  так, что  $d(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j) = \varphi(x_i, x_j)$ , где  $\tilde{x}_i, \tilde{x}_j \in \tilde{X}$ ,  $x_i, x_j \in X$ .

Далее мы можем объединить признаки  $\tilde{X}$  и  $Y$  в многомерное выходное пространство  $\tilde{Z}$ , используя простую конкатенацию  $\tilde{z}_i = [\lambda_x \tilde{x}_i, \lambda_y y_i]$  с учетом нормализующих коэффициентов  $\lambda_x$  и  $\lambda_y$ , которые можно трактовать как масштабные коэффициенты систем признаков. Хотя прямое вычисление  $\tilde{z}_i$  затруднительно, можно вычислить попарные евклидовы расстояния между всеми парами  $\tilde{z}_i$  [1]:

$$d(\tilde{z}_i, \tilde{z}_j) = \left( \lambda_x^2 \varphi^2(x_i, x_j) + \lambda_y^2 d^2(y_i, y_j) \right)^{1/2}.$$

Имея все попарные расстояния  $d(\tilde{z}_i, \tilde{z}_j)$ , возможно реконструировать выходные признаки  $z_i \in Z \subset R^m$  в пространстве  $R^m$  малой размерности  $m$ , используя метод нелинейного отображения [6]. Для этого введем ошибку отображения данных

$$\varepsilon = \mu \cdot \sum_{i,j=1(i<j)}^N (d(z_i, z_j) - d(\tilde{z}_i, \tilde{z}_j))^2,$$

где  $N$  — количество векторов,  $\mu = 1 / \sum_{i<j} d^2(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j)$ .

Далее решим задачу минимизации  $\varepsilon \xrightarrow{Z} \min$ , используя метод градиентного спуска:  $Z(t+1) = Z(t) - \alpha \nabla \varepsilon$ .

Известным решением этой задачи является следующее рекуррентное соотношение:

$$z_i(t+1) = z_i(t) + 2\alpha\mu \sum_{j=1(j \neq i)}^N \frac{d(\tilde{z}_i, \tilde{z}_j) - d(z_i(t), z_j(t))}{d(z_i(t), z_j(t))} \cdot (z_i(t) - z_j(t))$$

что позволяет найти выходные признаки  $Z$  в пространстве малой размерности  $m$  так, чтобы попарные расстояния  $d(z_i, z_j)$  аппроксимировали исходные расстояния  $d(\tilde{z}_i, \tilde{z}_j)$ . В настоящей работе применяется версия вышеописанной процедуры со стохастическим градиентом, что помогает снизить вычислительную нагрузку по сравнению с базовым алгоритмом.

После отображения данных в пространство со сниженной размерностью запускается интерактивная визуализация данных, позволяющая выполнять масштабирование, вращение и сдвиг точки наблюдения, а также цветовую маркировку данных при наличии тематической классификации данных.

### 3. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

В качестве тестовой гиперспектральной сцены взято изображение Salinas [5], полученное датчиком AVIRIS. Использованная версия сцены имеет размер 512x217 пикселей в 204 спектральных каналах (некоторые каналы были исключены из-за шумов и водопоглощения). Изображение сопровождается частичной истинной классификацией, используемой в работе для оценки качества.

Для количественной оценки качества использовалось отношение  $\rho$  усредненных внутриклассовых и межклассовых расстояний, а также общая точность классификации  $Acc$  методом ближайшего соседа.

Указанные показатели качества рассчитывались для трех для случаев с использованием отдельно спектральных и текстурных признаков, а также для предложенного подхода к их комбинированию. При этом в качестве мер спектрального рассогласования рассматривались меры SAM и HD. Выходное

пространство полагалось трехмерным. Результаты экспериментов представлены в таблице 1, а пример визуализации объединенного признакового пространства показан на рис. 1 (разные классы показаны цветом).

Как видно из результатов экспериментов, хотя использование только спектральных признаков выявляет более выраженную кластерную структуру данных (меньшие значения  $\rho$ ), использование объединенных признаков обеспечивает заметно более высокое качество классификации (значения  $Acc$ ).

ТАБЛИЦА 1. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Признаки	SAM + ED		HD + ED	
	$\rho$	$Acc, \%$	$\rho$	$Acc, \%$
Спектральные	0.1734	83,2	0.1760	82,6
Текстурные	0.6065	88,5	0.6065	88,5
Объединенные	0.5711	91,8	0.6009	90,7

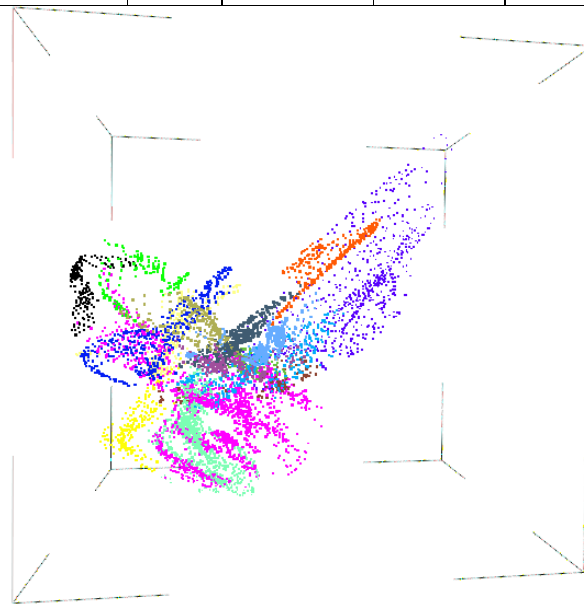


Рис. 1. Пример визуализации признакового пространства

### ЛИТЕРАТУРА

- [1] Myasnikov, E.V. A feature fusion technique for dimensionality reduction / E.V. Myasnikov // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2022. – Vol. 32 (3). – P. 607–610.
- [2] Kruse, F.A. The spectral image processing system (SIPS) – interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data / F.A. Kruse, A.B. Lefkoff, J.W. Boardman, K.B. Heidebrecht, A.T. Shapiro, P.J. Barloon, A.F.H. Goetz // Remote Sensing of Environment. – 1993. – Vol. 44. – P. 145–163.
- [3] Hellinger, E. Neue Begründung der Theorie quadratischer Formen von unendlichvielen Veränderlichen / E. Hellinger // Journal für die reine und angewandte Mathematik. – 1909. – Vol. 136. – P. 210–271 (in German).
- [4] Haralick, R.M. Textural Features for Image Classification / R.M. Haralick, K. Shanmugan, I. Dinstein // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1973. – Vol. SMC-3. – P. 610–621.
- [5] Hyperspectral Remote Sensing Scenes [Electronic resource]. — Access mode: <http://www.ehu.es/ccwintco/index.php?title=HyperspectralRemoteSensingScenes> (1.11.2022)