

Представление и обработка спектральных моделей по данным гиперспектральной съёмки

Гвоздев О.Г. (1,2), Козуб В.А. (1), Мурынин А.Б. (1,3), Рихтер А.А. (1)

(1) НИИ "АЭРОКОСМОС", Москва, РФ

(2) МИИГАиК, Москва, РФ

(3) ФИЦ ИУ РАН, Москва, РФ

urfin17@yandex.ru

Постановка задачи

При сборе данных спектрального изображения используются четыре операции выборки: пространственная, спектральная, радиометрическая и временная. Спектральная выборка достигается путём разложения излучения, полученного в каждом пикселе, на несколько диапазонов волн.

Собранный трёхмерный спектральный куб данных можно рассматривать как набор двумерных пространственных изображений, каждое из которых соответствует определённому узкому диапазону частот. Гиперспектральный куб данных обычно состоит из сотен таких сложенных изображений.

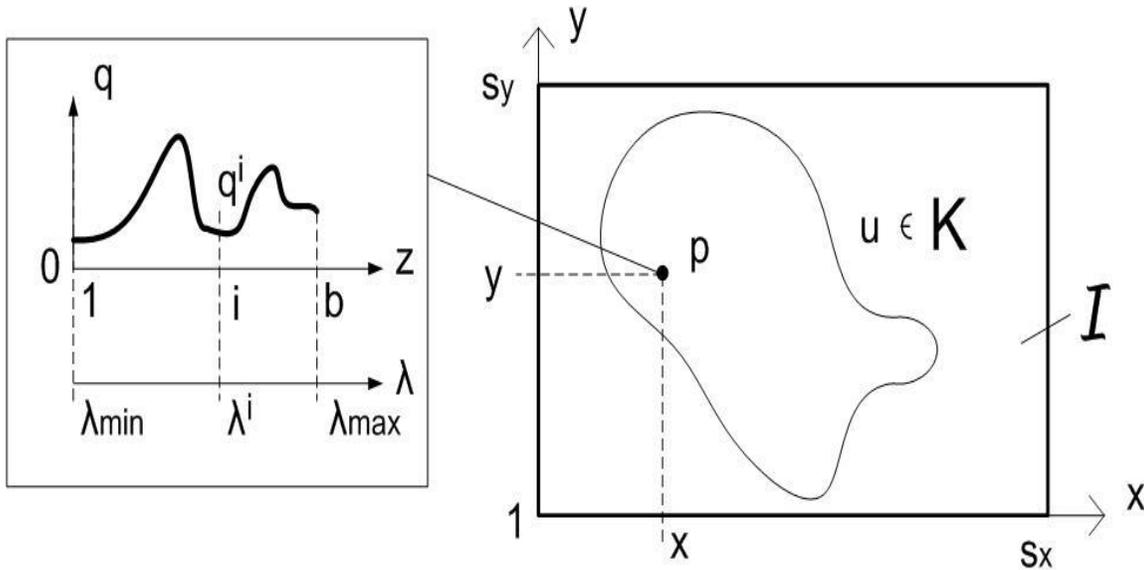
Информативная область на изображении характеризуется множеством точек (пикселей), подчиняющихся некоторой закономерности, связывающей координаты и спектральные яркости этих точек. Для гиперспектральных изображений такая закономерность значительно сложнее. Требуется формальная модель (модели), описывающая эту закономерность.

Такие модели должны отвечать ряду условий: 1) репрезентативность; 2) оперативность расчёта; 3) релевантность к входным данным (типам изображений); 4) приемлемость значений ошибок первого и второго рода.

Различия мультиспектральных и гиперспектральных изображений

Признак	Мультиспектр	Гиперспектр
Распознавание	«видимость видимого»	«видимость невидимого», детализация и более «тонкое» различение объектов
Спектральное разрешение	Ниже	Значительно выше
Число каналов	Порядка 5-10	Порядка 100-1000
Ширина полосы	Шире	Уже
Непрерывность	Полосный спектр	Непрерывный спектр
Сложность	Ниже	Выше
Интерпретируемость	Легкая (просты в понимании)	Сложная (порой излишние массивы данных, данные, в которых сложно разобраться)
Информативность	Ниже (только «видимые» данные)	Выше (более богатый набор данных)
Стоимость	Дешевле	Дороже

Точки на изображениях и их спектр



I - двумерное изображение

s_x и s_y – размеры изображения I по осям x и y

$[I^1, \dots, I^b]$ – спектральные каналы

λ^i - длина волны i -го канала

β – битность изображения

$d\lambda$ – спектральное разрешение λ_{min} и λ_{max} – нижняя и верхняя границы наблюдаемого спектрального диапазона

p – точка (пиксель) изображения

b – число каналов, i – номер канала

$q=q(p)$ – спектральная яркость в точке p

q^i – яркость на i -м канале

$$\lambda^i = \lambda_{min} + d\lambda \cdot (i - 1), i = 1 \dots b$$

$$q^i \in [0 \dots 2^\beta - 1].$$

$$q=[q^1, \dots, q^b] \quad p=(x,y)$$

Объекты и классы

Объект $u(I, Y)$ на изображении I - множество точек $\{p\}$, образующих непрерывную область и подчиняющихся некоторой закономерности Y , связывающей координаты $p=(x,y)$ и яркости $q(p)$ этих точек

Подкласс $K_I(Y)$ - множество всех объектов $\{u(I, Y)\}$ с Y на изображении I

Класс $K(Y)$ – множество всех подклассов объектов $\{u(I, Y)\}$ с Y на изображениях $\{I\}$

$$u(I, Y) = \{p \mid q = q(p), p \in I; \{(p, q)\}: Y\}$$

$$K_I(Y) = \bigcup_I u(I, Y)$$

$$K(Y) = \bigcup_{\{I\}} u(I, Y)$$

Спектральная сигнатура

Спектральная сигнатура (СС) пикселя – вектор значений яркостей пикселя по спектральным диапазонам, иными словами, b -мерный вектор q для данного пикселя p . Спектральная сигнатура объекта – совокупность b -мерных векторов q , описывающих объект $u(I, Y)$ класса $K(Y)$ на изображении I . Спектральная сигнатура класса – вся совокупность типичных для данного класса b -мерных векторов q , описывающая класс $K(Y)$.

Сигнатура класса $K(Y)$ формализуется закономерностью Y . По определению СС класса отождествляется кортежем всевозможных значений яркостей $q_k = [q_k^1, \dots, q_k^b]$:

$$Q = \left\{ \begin{array}{l} q_1^1, \dots, q_1^b \\ q_2^1, \dots, q_2^b \\ \dots \end{array} \right\} \quad (\star)$$

Имеет место:

- 1) неполнота формируемого кортежа (\star) , благодаря тому что не все возможные его комбинации яркостей q_k , описывающих класс, будут де-факто обнаружены на выборке $\{I\}$ изображений;
- 2) большой размер необходимого объёма потребляемой памяти для хранения кортежей классов;
- 3) большое время обработки данных для определения принадлежности пикселя к классу посредством поиска нужной комбинации яркости пикселя в кортежах множества классов

Спектральная модель

Спектральная модель (СМ) – математическая модель, описывающая объект (класс объектов), воспроизводящая всевозможные сигнатуры пикселей этого класса с учётом их статистических характеристик. Иными словами, это некая формализация закономерности Y .

СМ может быть определён:

- 1) яркостными и геометрическими характеристиками;
- 2) функционалом между яркостями на различных каналах;
- 3) функционалом между яркостями на разных каналах и координатами, а также между разными координатами друг от друга (для учёта геометрических признаков);
- 4) критериями отличимости СС класса от СС остальных классов для делимости классов.

Для построения СМ применяются инструменты: математической статистики; признакового пространства и его проекций, кумулятивных гистограмм и гистограмм распределения, мер делимости (схожести) классов и др.

Спектральный рисунок

Спектральный рисунок (СР) – иллюстрация спектральной сигнатуры (модели), получаемая с использованием различных программных средств. Как и сигнатура, спектральный рисунок может быть определён для пикселя, объекта или класса. Помимо иллюстрации самих сигнатур, рисунок может иллюстрировать и соотношение сигнатур объектов или классов.

СР формализуется отображением $f: \Lambda \rightarrow Q$. $Q = [Q^1, \dots, Q^{b'}]$ (b' -мерный вектор) – яркостные параметры Q СС, которые зависят от q . Λ – спектральный параметр, который зависит от λ .

- Для одномерных СР по абсциссам откладывается Λ , по ординатам Q в виде одного графика, семейства графиков или диаграмм.
- Для двумерных СР в виде изображений J по абсциссам и ординатам откладываются гомогенные параметры Λ^x и Λ^y (значения Λ), а в каждой точке (Λ^x, Λ^y) определяется значение вектора Q .

Кластеризация и классификация

- Кластеризация — группировка множества объектов таким образом, чтобы объекты в одной группе (называемой кластером) были более похожи (в некотором смысле) друг на друга, чем на объекты в других группах (кластерах).
- Классификация — образование множества классов $\{K(Y)\}$, имеющих определённый физический смысл, для разных Y по некоторой мере классификации

Признак различия	Классификация	Кластеризация
Контролируемость обучения	Контролируемое обучение	Неконтролируемое обучение
Стратегия	Обучение с учителем	Обучение без учителя
Наличие метки класса	Обучающее множество сопровождается меткой, указывающей класс, к которому относится наблюдение	Метки класса обучающего множества неизвестны
Основание для классификации	Новые данные классифицируются на основании обучающего множества	Дано множество данных с целью установления существования классов или кластеров данных
Полнота	Принадлежность к классу может быть не для всех точек изображения	Все точки изображения причисляются к тому или иному классу
Физический смысл классов	Задаётся физический смысл классов	Физический смысл классов не задаётся

Подходы к обработке больших объёмов данных

I. Тайлирование - обработка некоторым алгоритмом больших объёмов данных по частям (тайлам), эквивалентная обработке данных целиком.

$$A(X) = \{ \cup_{j=1}^l A(X_j), \bar{A}(\{X_j\}) \}, X = \cup_{j=1}^l X_j.$$

A – алгоритм обработки; X – данные целиком;

$X_j, j=1...l$ – тайлы разбиения данных; l – количество тайлов разбиения;

\bar{A} – алгоритм-невязка, порождаемый алгоритмом A.

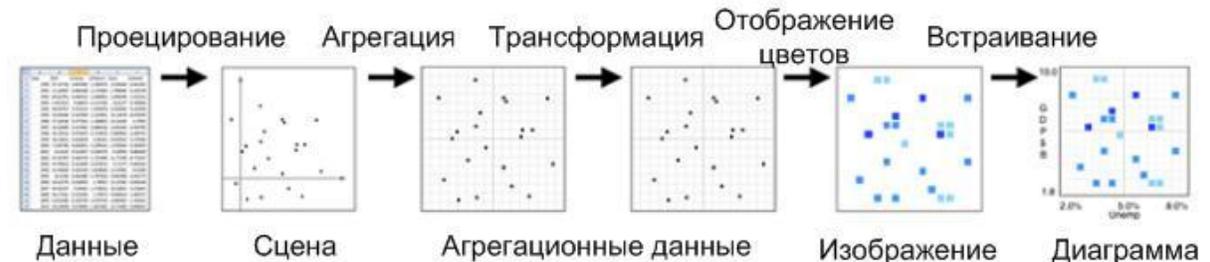
Над разбиением $\{X_j\}$ данных производится \bar{A} такой, чтобы совместно с процедурами $A(X_1), \dots, A(X_j)$ давало равные или приближённо равные результаты, что и процедура $A(X)$.

II. Агрегация – распределение большого объёма данных в разных интервалах с целью упрощения их дальнейшей обработки.

Агрегация применяется при визуализации информации на растровой подложке – двумерном изображении. В зависимости от требуемых агрегационных размеров (m^1 и m^2) и глубины (β) визуализации данные распределяются на интервалах той или иной ширины. В каждой точке $p=[p^1, p^2]$ изображения I размеров $S^1 \times S^2$ вычисляется некоторый индекс $I(p^1, p^2)$, который нужно визуализировать. I «режется» на m^1 по столбцам и m^2 по строкам частей, образуя $m^1 m^2$ ячеек размеров $s^1 \times s^2$, где $s^1 = S^1/m^1, s^2 = S^2/m^2$. Образуется передискретизованное изображение I' меньшего размера $m^1 \times m^2$. На нём вводится новый индекс I':

$$I'(p'^1, p'^2) = \sum_{p^1 = \lfloor \frac{p'^1}{s^1} \rfloor, p^2 = \lfloor \frac{p'^2}{s^1} \rfloor} I(p^1, p^2)$$

I. Уменьшение размерности - преобразование данных из высокоразмерного пространства в низкоразмерное пространство таким образом, чтобы низкоразмерное представление сохраняло некоторые значимые свойства исходных данных, в идеале близкие к его внутренней размерности



Общая схема построения спектральных моделей

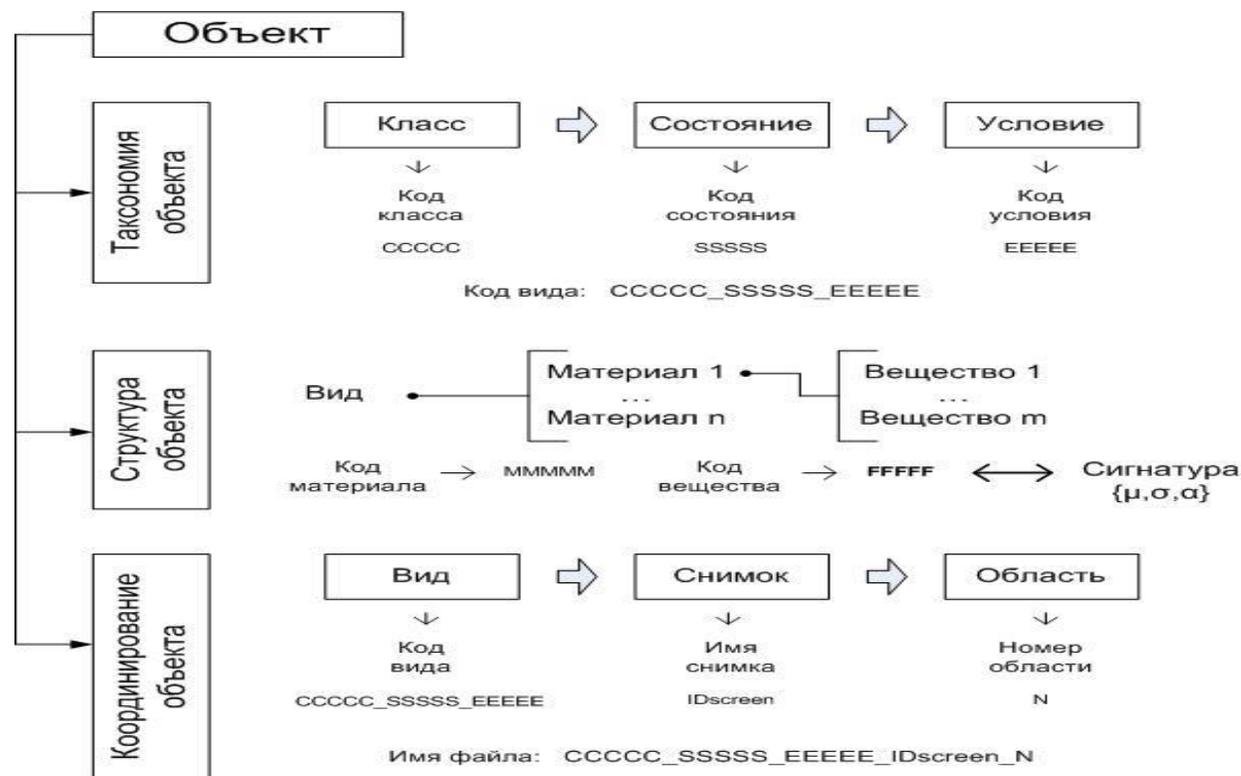


Способ представления спектральных моделей

Вид объекта идентифицируется трёхуровневой классификацией: класс, состояние, условие. Класс – иначе физический класс объекта, состояние – качественный признак или компонентный состав объекта (внутренние характеристики), условие – освещённость, время года/суток, погодные и климатические условия, география, съёмка (внешние характеристики). В соответствии с данной классификацией можно построить кладограмму объектов.

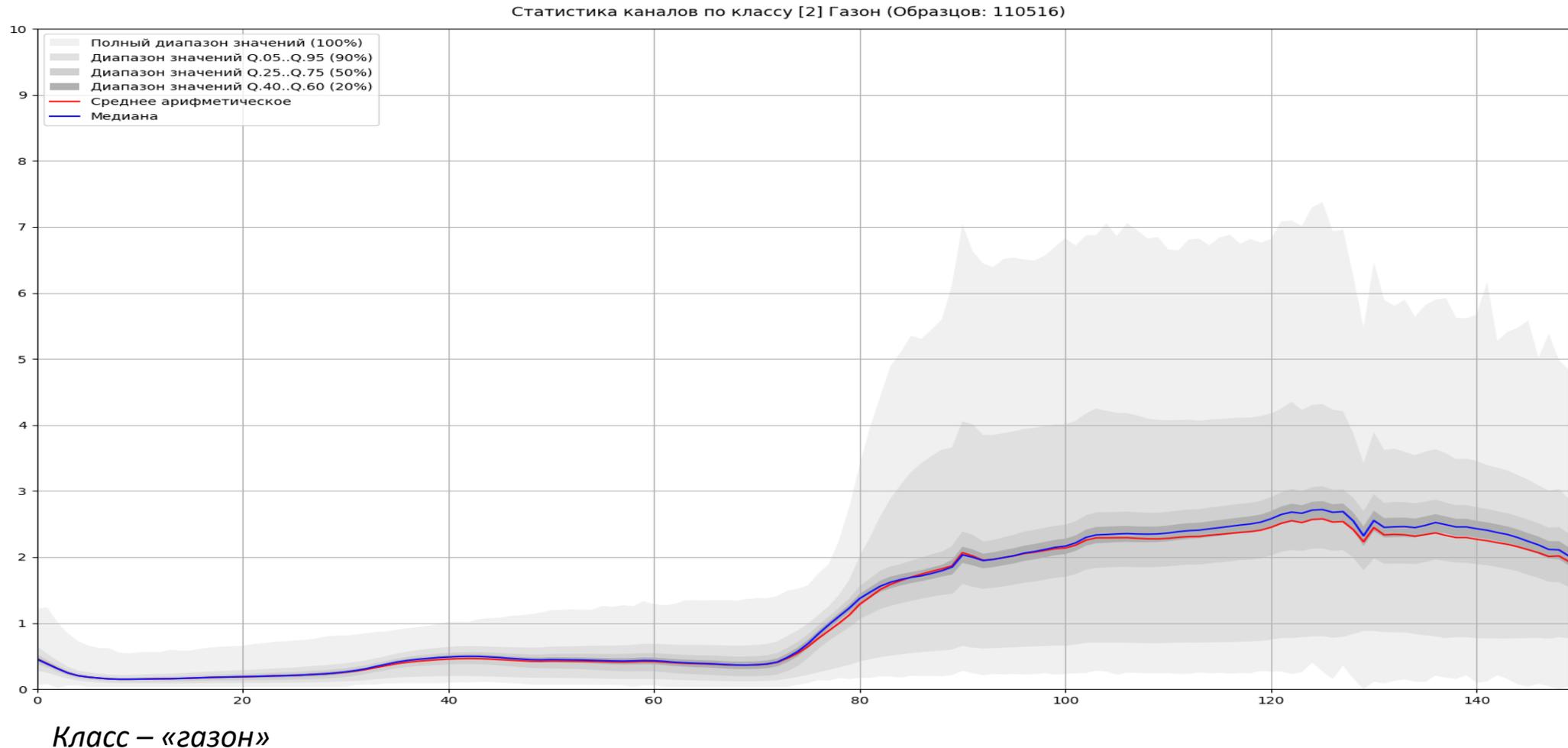
Структура объекта – разложение объекта на однородные компоненты. На первом уровне объект раскладывается на материалы – структурные составляющие объекта. На втором уровне материал раскладывается на вещества, каждому из которых соответствует своё сгущение. Каждое сгущение, т.е. каждое вещество, имеет спектральная модель, идентифицируемая набором статистических характеристик.

Координирование объекта – иными словами, установка его «адреса» в потоке изображений, т.е. вида объекта, ID снимка, на котором построена область, а также порядковый номер области этого вида на снимке.



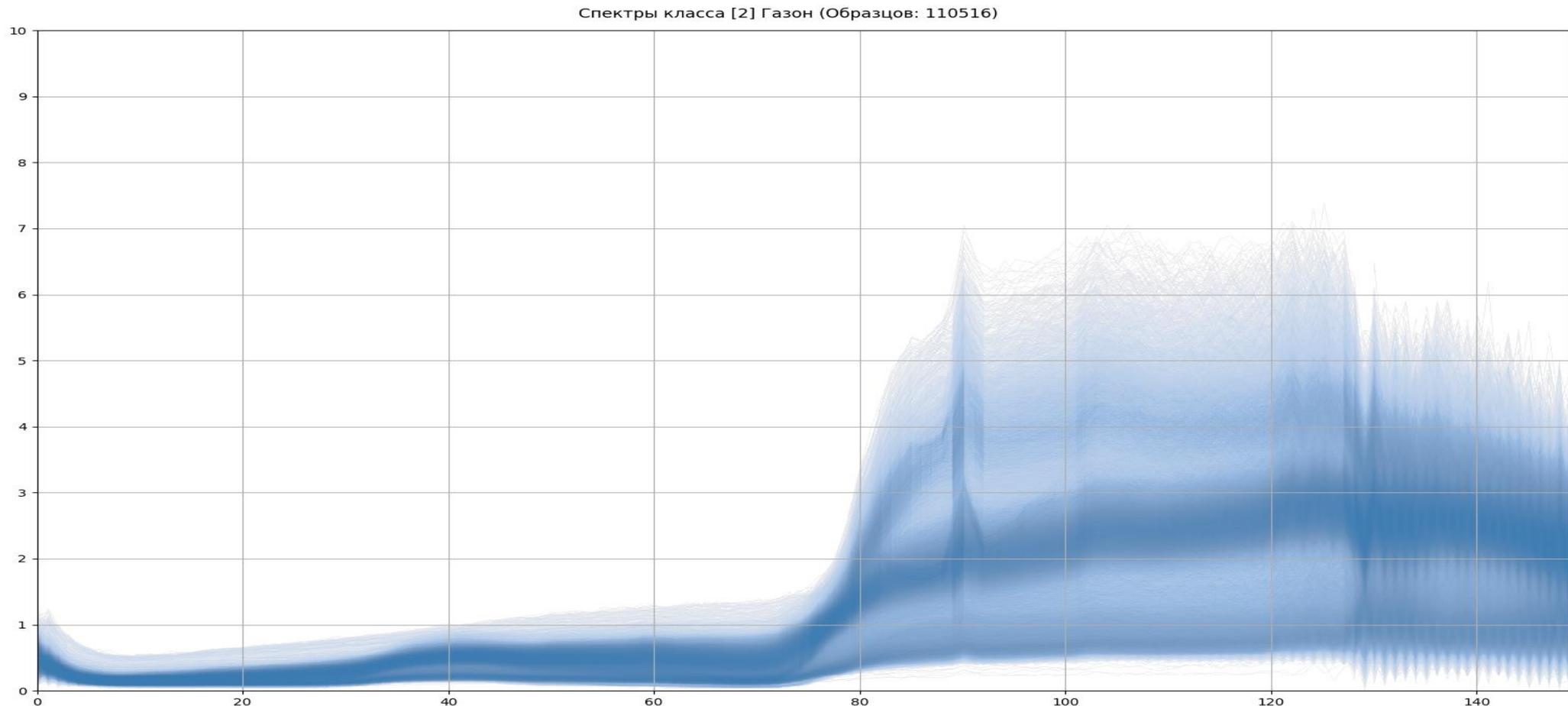
Спектральные модели типа ComStat

Функциональные зависимости между номером спектрального канала (длиной волны) и статистическими характеристиками, такими как среднее значение, медиана, квантили заданных значений вероятности и др.



Спектральные модели типа Value

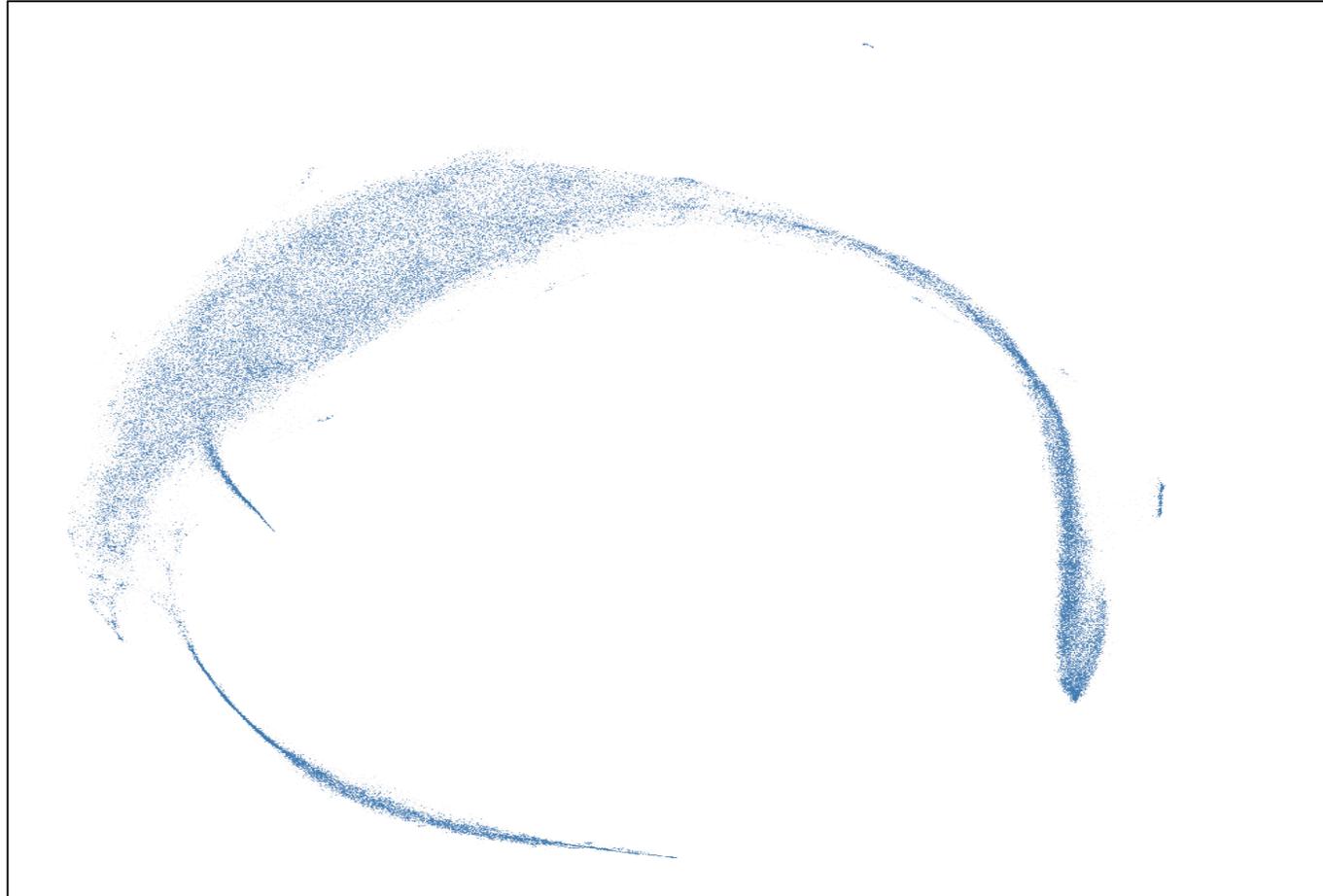
Набор спектральных сигнатур каждого пикселя в составе выборки объектов класса для иллюстрации разной плотности спектров и их сгущений (в местах более часто встречающихся спектров).



Класс – «газон»

Спектральные модели типа UMAP 2d

Функционал, описывающий приведение точек объектов в спектральном признаковом пространстве высокой размерности к точкам в двумерном признаковом пространстве на базе метода машинного обучения UMAP.



Выводы

- В работе разделены понятия спектральной сигнатуры, модели и рисунка. Спектральная сигнатура – значения яркостей пикселя (области, класса областей) на разных спектральных диапазонах. Спектральная модель – математическая модель, описывающая класс областей, воспроизводящая всевозможные сигнатуры пикселей этого класса с учётом их статистических характеристик. Спектральный рисунок – иллюстрация спектральной сигнатуры или модели, получаемая с использованием различных программных средств.
- Выделение полезной информации и получение спектральных моделей классов на гиперспектральных изображениях осуществляется с помощью методов кластеризации (в особенности иерархических), мер разделимости кластеров (угловых информационных мер, мер на основе корреляции, на основе сопоставления признаков и др.), морфологических операций над изображениями, визуального или автоматизированного сопоставления распределения яркости с эталоном, а также методики определения оптимальных комбинаций спектральных каналов. При обработке больших объёмов данных применяются подходы тайлирования, агрегирования и уменьшения размерности.
- Предложены правила для таксономии, структуры и координирования объекта земной поверхности (объекта заинтересованности), по которому формируется спектральная модель.

Список литературы

1. Proxima [Электронный ресурс]. Гэри А. Шоу и Сяо-хуа К. Берк. Спектральная съемка для дистанционного зондирования. 2022. URL: https://gisproxima.ru/spektralnaya_semka_dlya_dzz?ysclid=lecnm1sasl612342585.
2. Shanmugam S., SrinivasaPerumal P. Spectral matching approaches in hyperspectral image processing / International Journal of Remote Sensing, 2014 Vol. 35, No. 24, 8217–8251, <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2014.980922>. URL: https://www.researchgate.net/publication/270805406_Spectral_matching_approaches_in_hyperspectral_image_processing.
3. Токарева О. С. Обработка и интерпретация данных дистанционного зондирования Земли. Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2010. – 148 с.
4. Andreoli G., Bulgarelli B., Hosgood B., Tarchi D. Hyperspectral Analysis of Oil and Oil-Impacted Soils for Remote Sensing Purposes / European commission joint Research centre. 2007. URL: https://www.ugpti.org/smartse/research/citations/downloads/Andreoli-HSI_for_Oil_and_Spills-2007.pdf.
5. Борзов С. М., Мельников П. В., Пестунов И. А., Потатуркин О. И., Федотов А. М. 2016. Комплексная обработка гиперспектральных изображений на основе спектральной и пространственной информации. Вычислительные технологии, том 21, № 1.
6. Ben-Hur, Asa; Horn, David; Siegelmann, Hava; Vapnik, Vladimir N. Support vector clustering (2001). Journal of Machine Learning Research. 2: 125–137.
7. Jaccard P. Distribution de la flore alpine dans le Bassin des Dranses et dans quelques regions voisines // Bull. Soc. Vaudoise sci. Natur. 1901. V. 37. Bd. 140. S. 241—272.