

ОПРЕДЕЛЕНИЕ КЛАССА МЕСТНОСТИ НА МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНОМ ИЗОБРАЖЕНИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОВАРИАЦИОННЫХ МАТРИЦ

А. А. Недзьведь

*Белорусский государственный университет, пр. Независимости, 4,
220030, г. Минск, Беларусь, artiom.nedzved@gmail.com
Научный руководитель — В. В. Казаченок, доктор педагогических наук, профессор*

В данной статье проведено исследование спутниковых мультиспектральных изображений и спектральных данных местности, а также представлен метод определения принадлежности изображений к классам местности с использованием семантического анализа вектора собственных значений ковариационной матрицы спутникового мультиспектрального изображения.

Ключевые слова: мультиспектральные изображения; ковариация; вектор; семантическая разность; Word2vec.

Мультиспектральное изображение включает использование различных полос электромагнитного спектра, выходящих за пределы видимого диапазона (RGB). Это могут быть инфракрасные, ультрафиолетовые и многие другие излучения или их комбинации, что позволяет захватывать сразу несколько диапазонов длин волн для каждого пикселя изображения. Мультиспектральное дистанционное зондирование использует изображения в видимом, ближнем и коротковолновом инфракрасном диапазонах, захватывая данные в широких спектральных диапазонах. Различные поверхности отражают и поглощают лучи по-разному, что позволяет отличать их по спектральным характеристикам на спутниковых изображениях.

Одним из приоритетных направлений обработки мультиспектральный изображений является исследование, направленное на повышение эффективности обработки и декодирования спектральных данных дистанционного зондирования. Это требует разработки новых и улучшения существующих методов и алгоритмов анализа информации, а также специальных математических, алгоритмических и программных средств для обработки данных и систем принятия решений. Основные проблемы включают недостаточную точность и надежность существующих алгоритмов, несоответствие алгоритмов кластеризации качественным требованиям и низкую эффективность новых алгоритмов по сравнению с улучшенными существующими методами. Кроме того, измерение степени сходства объектов наблюдения намного проще, чем формирование описаний признаков.

Кроме того, системы дистанционного зондирования постоянно совершенствуются, обеспечивая более высокое спектральное и пространственное разрешение. Современные системы позволяют съемку в сотнях спектральных диапазонов, а разрешение изображений улучшилось с 80 метров на пиксель в 70-х годах до 1 метра и лучше в настоящее время. Старые методики не извлекают всю полезную информацию из таких высококачественных изображений, что требует новых методов интерпретации, учитывающих преимущества современных мультиспектральных данных. Обычно цветные спутниковые изображения формируются на основе поглощения или отражения радиационных волн спектра, но разложение по координатам цветовых систем не позволяет получить линейную зависимость между концентрацией красителя и поглощением в полихроматических условиях, что усложняет точное определение спектральных значений для мониторинга поверхности Земли.

В [1] предлагается набор мультиспектральных изображений, полученных с помощью спутникового обзора Sentinel-2. Изображения спутника Sentinel-2 общедоступны и бесплатно доступны благодаря программе наблюдения за Землей Copernicus. В [2] представлен новый набор данных, основанный на мультиспектральных изображениях спутника Sentinel-2, охватывающий 13 спектральных полос и состоящий из 10 классов, включающих в себя общее количество 27 000 помеченных и геореференцированных изображений. Пример изображения класса Industrial с отображенными спектральными полосами Красный, Зеленый, Синий можно увидеть на рисунке 1. Из них мы выбрали 8 наиболее информативных полос.

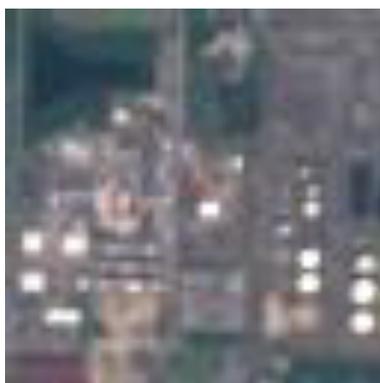


Рис. 1. Industrial-1011 в RGB отображении

Для классификации изображений по 8 спектральным каналам предлагается использовать алгоритм вычисления ковариационной матрицы, где каждая ячейка i, j будет обозначать ковариацию i -го спектрального слоя и j -го слоя, как показано на рисунке 2.

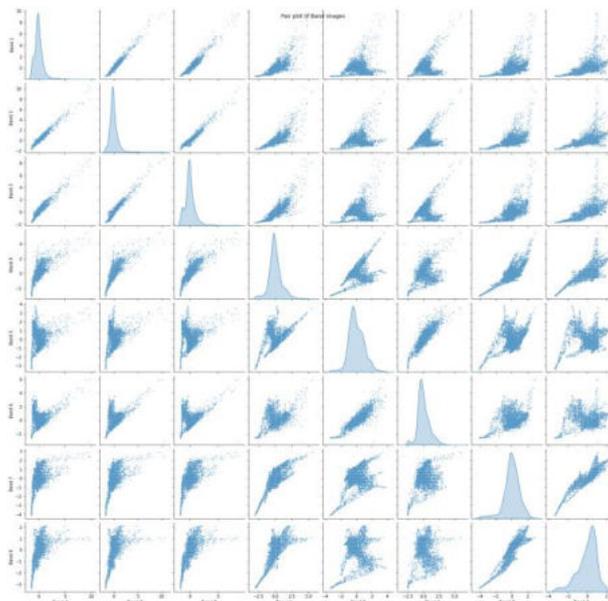


Рис. 2. Визуализация ковариационной матрицы изображения с 8-ю спектральными каналами

Метод главных компонент решает задачи приближения данных линейными многообразиями меньшей размерности, максимизации разброса (дисперсии выборки) в ортогональной проекции и максимизации среднеквадратичного расстояния между парами точек. Он включает вычисление собственных векторов и значений ковариационной матрицы данных, после чего проекция строится так, что направление максимального разброса совпадает с собственным вектором с максимальным собственным значением. В случае мультиспектральных изображений снижение размерности данных не является обязательным шагом; вместо этого можно работать с наиболее информативной проекцией, полученной из алгоритма. Различные изображения одного и того же класса будут иметь почти идентичные спектральные соотношения данных. Действительно, для изображений класса Forest частоты 560 нм и 842 нм будут преобладать, в то время как для класса SeaLake 490 нм и 945 нм. Следовательно, поскольку каждая ячейка ковариационной матрицы обозначает либо дисперсию определенного слоя мультиспектрального изображения, если эта ячейка лежит на диагонали, либо ковариацию двух конкретных слоев, если она не лежит на диагонали, ковариационные матрицы для каждого класса будут иметь одинаковые закономерности доминирующих взаимосвязей.

Таким образом, изображение преобразуется в вектор коэффициентов ковариации, где каждая ячейка уникальным образом определяет ковариацию двух спектральных слоев. Следовательно, если для каждого класса мы

выберем определяющие векторы, то по разнице между векторами векторного пространства размерностью n^2 , где n - количество спектральных полос на изображении, можно предсказать, к какому классу принадлежит изображение по семантической разнице векторов.

На основе результатов расчета для изображения Industrial-1011 квадратичное расстояние между вектором изображения и вектором класса Industrial составляет 0.482, для класса Forest - 0.662, и для класса SeaLake - 1.839. Для ясности расстояния округляются до третьего десятичного знака. Вероятность принадлежности изображения к классу Industrial составляет 84%, к классу Forest - 78%, к классу SeaLake - 38%. Таким образом, мы можем сделать вывод, что изображение принадлежит классу Industrial, но стоит отметить наличие местной растительности на изображении.

Библиографические ссылки

1. *Patrick Helber [et al.]*. Eurosat: a new dataset and deep learning benchmark for land use and land cover classification. // IEEE Journal on Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing, 2019.
2. *Patrick Helber, Benjamin Bischke, Andreas Dengel*. Introducing EuroSAT: a new dataset and deep learning benchmark for land use and land cover classification. // 2018 IEEE International Symposium on Geosciences and Remote Sensing.
3. *G. Csurka, F. Perronnin*. An efficient approach to semantic segmentation // IJCV 95, 2011.
4. *J. Verbeek, B. Triggs*. Region classification with markov field aspects models // CVPR, 2007.
5. *Santosh Kumar R*. Principal Component Analysis: Drilling Insight through Image Visualization // 2020.