

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МАТРИЦ КОВАРИАЦИИ
ДЛЯ КЛАССОВ ОБЪЕКТОВ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ СНИМКОВ**

А. А. НЕДЗЬВЕДЬ

(Белорусский государственный университет, г. Минск)

Вu QING

*(Nanjing Research Institute of Electronics Engineering,
Nanjing, China)*

Аннотация. В данной статье представлены результаты проведенного исследования по преобразованию различных классов мультиспектральных изображений при помощи метода главных компонент, подсчитаны ковариационные матрицы для каждого класса.

Ключевые слова: мультиспектр, метод главных компонент, дисперсия, ковариация.

Спектральная визуализация – это визуализация с использованием нескольких полос в электромагнитном спектре. В то время как обычная камера улавливает свет в трех диапазонах длин волн в видимом спектре, RGB, формирование спектрального изображения включает в себя широкий спектр методов, выходящих за рамки RGB. Спектральная визуализация может использовать инфракрасный, видимый спектр, ультрафиолет, рентгеновские лучи или любую комбинацию из вышеперечисленного. Он может включать получение данных изображения одновременно в видимом и невидимом диапазонах, освещение за пределами видимого диапазона или использование оптических фильтров для захвата определенного спектрального диапазона, а также возможность захватить сотни диапазонов длин волн для каждого пикселя изображения.

Мультиспектральное дистанционное зондирование включает в себя получение видимых, ближних инфракрасных и коротковолновых инфракрасных изображений. Эти изображения получены в нескольких широких диапазонах длин волн. Таким образом, мультиспектральное изображение захватывает данные изображения в определенном диапазоне длин волн по всему электромагнитному спектру. Различные попавшие в кадр материалы по-разному отражают и поглощают лучи на разных длинах волн. В дистанционном методе съемки можно различать материалы по их спектральным сигнатурам отражения, наблюдаемым на изображениях ДЗЗ (дистанционного зондирования Земли). В данном случае очень сложно провести прямую идентификацию.

Один из примеров мультиспектрального датчика – Landsat-8. Например, Landsat-8 создает 11 изображений с использованием следующих диапазонов:

1. Прибрежный аэрозоль (COASTAL AEROSOL) в диапазоне 1 (0,43–0,45 мкм).
2. Синий (BLUE) в диапазоне 2 (0,45–0,51 мкм).
3. Зеленый (GREEN) в диапазоне 3 (0,53–0,59 мкм).
4. Красный (RED) в диапазоне 4 (0,64–0,67 мкм).
5. Ближний инфракрасный (NIR) в диапазоне 5 (0,85–0,88 мкм).
6. Коротковолновый инфракрасный 1 (SWIR 1) в диапазоне 6 (1,57–1,65 мкм).
7. Коротковолновый инфракрасный 2 (SWIR 2) в диапазоне 7 (2,11–2,29 мкм).
8. Панхроматический (PANCHROMATIC) в диапазоне 8 (0,50–0,68 мкм).
9. Циррус (CIRRUS) в диапазоне 9 (1,36–1,38 мкм).
10. Термальный инфракрасный 1 (TIRS 1) в диапазоне 10 (10,60–11,19 мкм).
11. Термальный инфракрасный 2 (TIRS 2) в диапазоне 11 (11,50–12,51 мкм).

Каждый диапазон имеет пространственное разрешение 30 метров, за исключением диапазонов 8, 10 и 11. Диапазон 8 имеет пространственное разрешение 15 метров, а диапазоны 10 и 11 – размер пикселя 100 метров. В данном случае отсутствует диапазон между 0,88 и 1,36 мкм, поскольку атмосфера поглощает свет в этих длинах волн, как на рисунке 1.

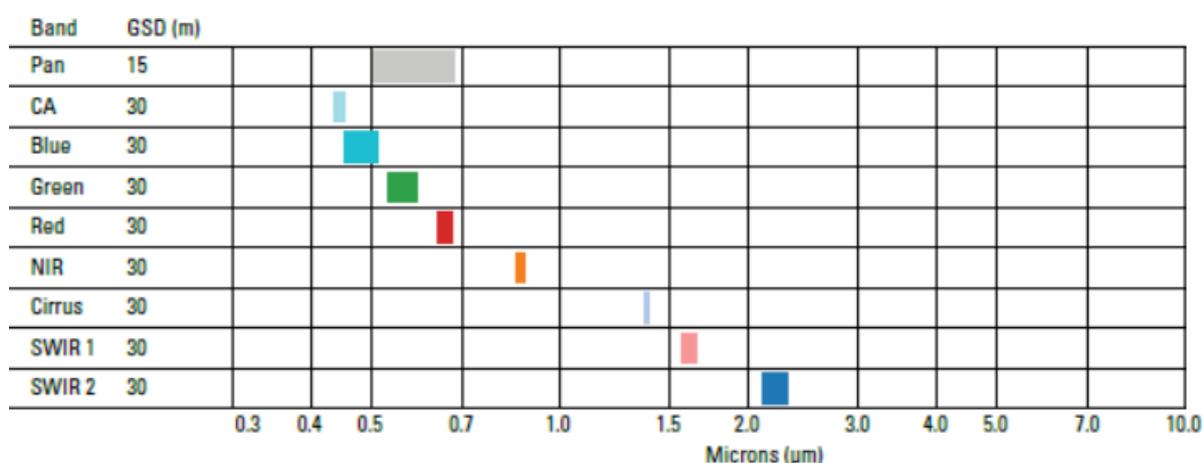
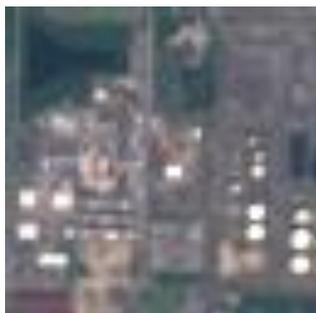


Рисунок 1. – Диапазоны спектральных каналов спутников Ландсат

В [1] предлагается набор мультиспектральных изображений, снятых спутником спутниковых изображений Sentinel-2. Спутниковые снимки Sentinel-2 находятся в открытом и свободном доступе в рамках программы наблюдения Земли Copernicus. В [2] представляем новый набор данных, основанный на спутниковых изображениях Sentinel-2, охватывающий 13 спектральных диапазонов и состоящий из 10 классов, в общей сложности содержащий 27 000 помеченных и географически привязанных изображений. Пример одного изображения класса Industrial с отображаемыми спектральными полосами Red, Green, Blue можно увидеть на рисунке 2.



**Рисунок 2. – Industrial 1011
в RGB спектральных полосах**

Для более глубокого анализа изображения, представленного 13 спектральными каналами, предлагается использовать алгоритмы для уменьшения пространства данных, притом сохраняющих наибольшую информативность на оптимальном плане. Одним из таких алгоритмов является принцип главных компонент.

Метод главных компонент заключается в вычислении собственных векторов и собственных значений ковариационной матрицы пространства данных, после в построении проекций таким образом, чтобы направление максимальной дисперсии у проекции всегда совпадало с собственным вектором, имеющим максимальное собственное значение, равное величине этой дисперсии. Следующим шагом алгоритма является понижение размерности пространства данных, однако в случае мультиспектральных изображений это не является обязательным шагом: каждая проекция является новым слоем изображения, хранящим в себе необходимые данные. Вместо этого в [3] предлагается работать лишь с самым информативным изображением из полученных проекций.

Таким образом строится оптимальный план мультиспектрального изображения, который учитывает разную информацию со всех спектральных каналов. Полученный план может быть использован для решения многих задач анализа и обработки изображений, таких как полуавтоматическое построение контура площадных объектов, анализ изменения растительности на изображениях разной давности и другие. Например, 8 компонент с наибольшей дисперсией можно увидеть на рисунке 3.

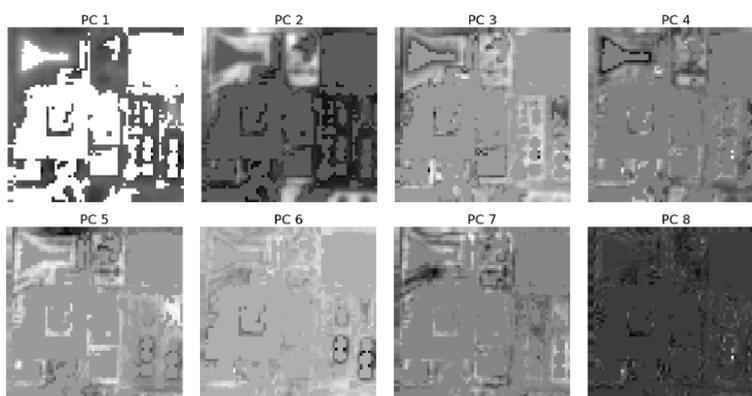


Рисунок 3. – Применение метода главных компонент к Industrial_1011

Одним из недостатков метода главных компонент является значительное время вычислений, от чего при решении различных задач с датасетами больших объемов или же при решении задач в реальном времени он не применим. Однако, при помощи разделения изображений на классы по информативности спектральных полос, мы можем вычислить матрицы для каждого класса для их использования в дальнейшем. Например для одного класса Industrial алгоритм показан на рисунке 4.

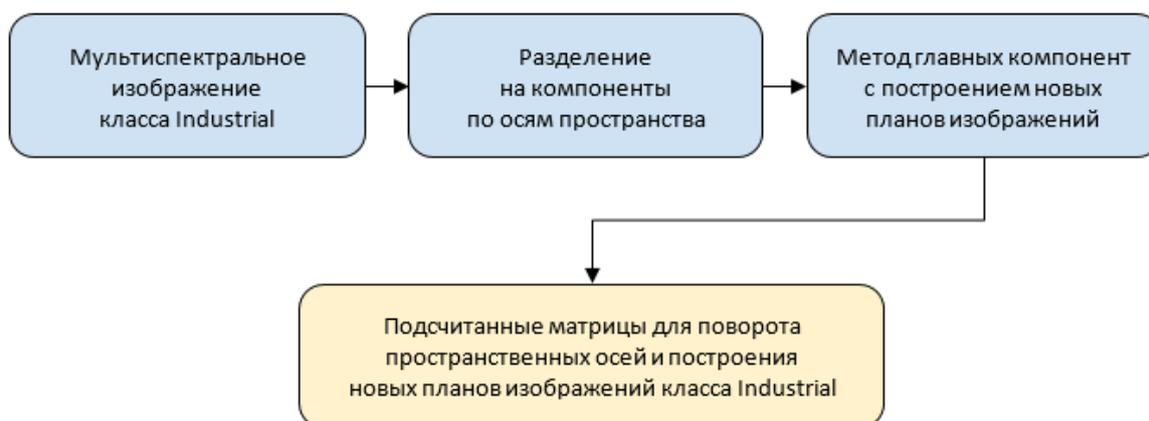


Рисунок 4. – Общая схема алгоритма для класса Industrial

Class Industrial представляет спутниковые снимки промышленных территорий. Особенностью класса является обильное количество построек и небольшое количество местности с растительностью. Также после обработки очертания зданий часто теряются, но для построения контура их можно восстановить, используя разницу изображений. Например, такая матрица ковариации и собственные вектора класса получились для вышеупомянутого класса Industrial.

Матрица для класса:

```

[[1. 0.995 0.992 0.987 0.992 0.987 0.984 0.962 0.993 0.993 0.993]
 [0.995 1. 0.998 0.995 0.988 0.985 0.983 0.966 0.99 0.99 0.989]
 [0.992 0.998 1. 0.997 0.99 0.988 0.986 0.972 0.989 0.991 0.99 ]
 [0.987 0.995 0.997 1. 0.989 0.982 0.98 0.961 0.983 0.988 0.989]
 [0.992 0.988 0.99 0.989 1. 0.993 0.99 0.965 0.989 0.996 0.996]
 [0.987 0.985 0.988 0.982 0.993 1. 1. 0.982 0.993 0.996 0.99 ]
 [0.984 0.983 0.986 0.98 0.99 1. 1. 0.984 0.993 0.995 0.988]
 [0.962 0.966 0.972 0.961 0.965 0.982 0.984 1. 0.97 0.972 0.963]
 [0.993 0.99 0.989 0.983 0.989 0.993 0.993 0.97 1. 0.995 0.99 ]
 [0.993 0.99 0.991 0.988 0.996 0.996 0.995 0.972 0.995 1. 0.998]
 [0.993 0.989 0.99 0.989 0.996 0.99 0.988 0.963 0.99 0.998 1. ]]
  
```

Собственные вектора класса:

```

[1.087e+01 6.417e-02 3.339e-02 1.603e-02 9.166e-03 5.905e-03 3.127e-03
 9.658e-04 5.319e-04 3.669e-04 5.759e-05]
  
```

В основе предложенного алгоритма лежит разделение метода главных компонент в задаче снижения спектральной размерности спутникового снимка. Такое разделение позволяет определить базовые классы для анализа и исключить при их определении вычисление ковариационной матрицы. Это позволяет ускорить процесс анализа мультиспектральных снимков и максимально сохранить информативность исходных спектральных полос для решения задач с большими объемами данных или решения задач в реальном времени. Данный алгоритм используется для дистанционного мониторинга поверхности земли и предназначен для внедрения в автоматизированные пакеты.

Финансовая поддержка проекта “Technology Development Agreement of developing of algorithms of remote sensing image processing”, Agreement number: 22CETC19-ICN1785.

ЛИТЕРАТУРА

1. Патрик Хелбер, Бенджамин Бишке, Андреас Денгель, Дэмиан Борт. Eurosat: новый набор данных и эталон глубокого обучения для классификации землепользования и растительного покрова // Журнал IEEE по избранным темам прикладных наблюдений Земли и дистанционного зондирования, 2019.
2. Патрик Хелбер, Бенджамин Бишке, Андреас Денгель. Представляем EuroSAT: новый набор данных и эталон глубокого обучения для землепользования и классификации земельного покрова // Международный симпозиум IEEE по геонаукам и дистанционному зондированию, 2018 г.
3. Сантош Кумар Р. Анализ главных компонент: углубленное понимание посредством визуализации изображений, 2020 г.