

Технология применения метода поиска информативных признаков для снижения размерности признакового пространства в задаче классификации областей натуральных гиперспектральных изображений

М.И. Хотилин

Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева
Самара, Россия
khotilin.mi@ssau.ru

Аннотация—В данной статье описывается процесс применения метода отбора информативных признаков области гиперспектрального изображения для осуществления классификации. Описаны методы и алгоритмы поиска признаков принадлежности к определенной области, технология их применения. Указаны дальнейшие перспективы развития алгоритма.

Ключевые слова— гиперспектральные изображения, дискриминантный анализ, классификация, отбор признаков, кластеризация, Python, снижение размерности, информативные признаки.

1. ВВЕДЕНИЕ

Гиперспектральные изображения – это трёхмерный массив данных, который включает в себя пространственную информацию об объекте, дополненную спектральной информацией по каждой пространственной координате [1]. Обработка и анализ гиперспектральных изображений и их областей получили широкую популярность среди тематик в области обработки изображений и компьютерного зрения. В рамках данной работы рассматривается технология применения метода поиска информативных признаков гиперспектрального изображения для задачи кластеризации, на примере отдельно взятой его области.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Выполнение обработки RGB изображений классическими методами, их классификация занимает сравнительно небольшое время и может выполняться практически на любом устройстве, в том числе и носимом. В то же время, ввиду ряда особенностей, обработка гиперспектральных изображений, будет требовать значительных вычислительных ресурсов. Например, для классификации одной области изображения гиперспектрального размером 10×10 пикселей, количество необходимых совокупных яркостных и текстурных признаков составляет 86878.

Актуальность данной работы заключается в создании технологии, основанной на методе поиска информативных признаков изображения, позволяющей значительно снизить временные и аппаратные ресурсы, используемые в процессе анализа гиперспектральных изображений.

Весь процесс данной работы можно разделить на последовательно выполняемые этапы. На первом этапе посредством использования модуля предобработки выделяется содержащая различные объекты область изображения, используемая для исследования и обработки. Далее, из гиперкуба исследуемой области выделяется набор всех двумерных сечений плоскостями. Данный этап необходим ввиду того, что заранее не представляется возможным сказать, какие именно слои являются значимыми, а также потому, что применение существующих методов и средств вычисления признаков является ресурсозатратным.

Для исследования и обработки полученных выше сечений было принято решение использовать хорошо зарекомендовавшее себя ПО «MaZda» [4,6], позволяющее произвести расчет различных групп признаков, а также высокоуровневый язык программирования Python. В результате работы данного программного продукта получаем набор текстурных и яркостных признаков, используемый в дальнейшем.

Исследуемые изображения могут содержать значительное количество шумовых компонентов, ввиду чего необходимо произвести обработку, позволяющую сгладить их. Далее, явно задавая количество кластеров, можно произвести разделение исследуемых данных, получая, таким образом, наборы данных (признаков) для обучения, сгруппированных по определенным критериям. Полученные наборы признаков являются значительными по объему и содержат данные, которые могут не нести значимой информации, важной при классификации. В связи с этим, необходимо произвести сокращение размерности и поиск признаков, являющихся информативными.

Для поиска информативных признаков могут применяться различные алгоритмы. В рамках данной работы использовался метод последовательного добавления признаков. Далее, используя различные алгоритмы классификации (LDA, SVM), можно произвести классификацию полученных данных.

3. ПРАКТИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ И ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ

В качестве исходного рассматривалось изображение, размером 1311×3411 пикселей с количеством

спектральных каналов 242. Для исследования описанного выше алгоритма, посредством модуля предобработки, реализованного на Python, из исходного изображения вырезались небольшие области.

Далее, с помощью того же модуля, полученный гиперкуб изображения - массив яркостей - разделялся на двумерные по каждой паре координат и полученные сечения гиперкуба использовались для дальнейшего получения набора признаков, как яркостных, так и текстурных, извлеченных с помощью ПО «MaZda». Для небольших областей изображения, размером 10×10 пикселей, количество совокупных яркостных и текстурных признаков составляет 86878 признаков (24200 яркостных признаков + 62678 текстурных).

Следующим этапом, используя методы удаления шумов (медианный фильтр) и повышения резкости изображения (unsharp masking), было произведено «сглаживание» изображения и повышение резкости границ объектов рассматриваемой области изображения. В результате были получены текстурные и яркостные признаки. Далее путем варьирования величины количества кластеров (2, 3, 4, 5), была проведена группировка полученных данных в кластеры. После проведения данного этапа необходимо сократить размерность признакового пространства ввиду того, что вычисления по всем имеющимся признакам могут занимать значительное время и значительные вычислительные ресурсы.

Для сокращения размерности использовался метод, описанный ранее автором в [6], состоящий из совместного использования линейного дискриминантного и корреляционного анализа, а для поиска информативных признаков использовался метод последовательного добавления признаков. В результате удалось сократить размерность с 86878 признаков до 39, то есть более чем в 2000 раз. При этом размер используемой в процессе вычислений оперативной памяти был уменьшен с 24 Gb до 6Gb.

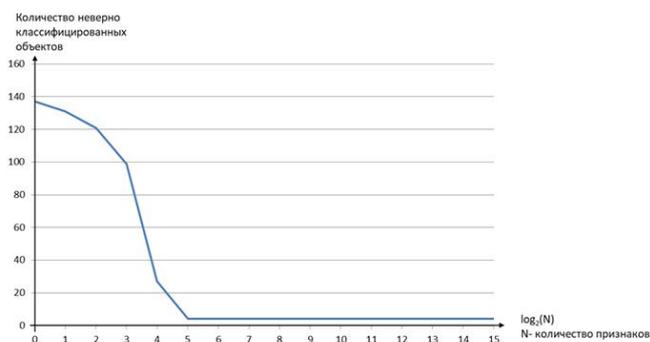


Рис. 1. Зависимость количества неверно классифицированных гиперспектральных элементов от размера предобработанного массива признаков

Далее к полученным данным применяются различные алгоритмы классификации: LDA, SVM и др. В качестве исходных данных для проверки работы описанного в статье алгоритма, можно использовать предварительно

размеченные изображения, удаляя их разметку и подавая неразмеченные данные на вход.

Оценивая параметры работы данных алгоритмов, можно выбрать наиболее эффективный по точности классификации или времени его работы. В итоге получаем паттерн обработки гиперспектральных изображений, обладающий меньшими ресурсными требованиями, по сравнению с классическими методами, позволяющий использовать его для различных целей, например, на мобильных устройствах или беспилотных летательных аппаратах.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Нахождение признаков, определяющих однозначно принадлежности областей изображения к определенному классу, является одной из значимых задач классификации и обработки изображений. Существующие методы обработки изображений, определения их признаков и алгоритмы классификации отлично работают с относительно небольшими объемами исходных данных. Вычисления, описанные в данной работе, являлись небольшими и были выполнены на персональном компьютере. Обработка больших массивов исходных изображений занимает значительное время и вычислительные ресурсы.

В настоящее время ведется работа над исследованием возможности построения алгоритма, способного значительно эффективнее справляться с задачей поиска информативных признаков областей гиперспектральных изображений и их классификации, при сохранении точности данных процессов, используя программные средства для обработки данных больших объемов.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Zimichev, E.A. Spectral-spatial classification with k-means++ partitional clustering / E.A. Zimichev, N.L. Kazanskiy, P.G. Serafimovich // *Computer Optics*. – 2014. – Vol. 38(2). – P. 281-286. DOI: 10.18287/0134-2452-2014-38-2-281-286.
- [2] Kazanskiy, N.L. Simulation of hyperspectrometer on spectral linear variable filters / N.L. Kazanskiy, S.I. Kharitonov, S.N. Khonina, S.G. Volotovskiy, Yu.S. Strelkov // *Computer Optics*. – 2014. – Vol. 38(2). – P. 256-270. DOI: :10.18287/0134-2452-2014-38-2-256-270.
- [3] Strzelecki, M. A software tool for automatic classification and segmentation of 2D/3D medical images / P. Szczypinski, A. Materka, A. Klepaczko // *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. – 2013. – Vol. 702. – P. 137-140. DOI: 10.1016/j.nima.2012.09.006.
- [4] Khotilin, M. Classification of objects of natural hyperspectral images / M. Khotilin, N. Kravtsova, I. Rytsarev, A. Kupriyanov // *International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT)*. – 2020. – P. 1-3. DOI: 10.1109/ITNT49337.2020.9253254.
- [5] Goncharova, E.F. Greedy algorithms of feature selection for multiclass image classification / E.F. Goncharova, A.V. Gaidel // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2018. – Vol. 2210. – P. 38-46. DOI: 10.18287/1613-0073-2018-2210-38-46.
- [6] Khotilin, M. The technology of constructing an informative feature of a natural hyperspectral image area for the classification problem / M. Khotilin // *International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT)*. – 2021. – P. 1-4. DOI: 10.1109/ITNT52450.2021.9649178.