

С.И. Суханов, С.И. Жилин

Классификация спутниковых изображений плоскими и многомодовыми методами анализа многомерных данных

Одна из актуальных задач обработки спутниковых изображений, возникающая на практике, – это их классификация, которая может быть трех видов: классификация отдельных пикселей на изображении; классификация изображения как класса, т.е. отнесение или неотнесение его к заданному заранее классу изображений; классификация объектов на изображении. В дальнейшем под классификацией спутниковых изображений будем понимать попиксельную классификацию.

Так как спутниковые данные имеют трехмодовую структуру, то к ним применимы как многомодовые, так и плоские методы анализа многомерных данных [1–3]. В данной статье рассматривается вопрос о количественном сравнении их результатов.

Первым этапом проведения сравнительного анализа плоских и многомодовых методов многомерного анализа классификации спутниковых изображений является построение регрессионных моделей-классификаторов.

При обучении классификаторов использовалось 10 спутниковых изображений в пяти «видимых» каналах. Было решено ограничиться пятью каналами по двум причинам: первая – влияние остальных каналов на обучение оказалось незначительным; вторая – при построении моделей с ростом числа главных компонент экспоненциально растет вычислительная трудоемкость многомодовых методов. Объем тестовой выборки в нашем исследовании составил три изображения.

В качестве объектов классификации выступали пиксели, отвечающие за снежный покров на спутниковых изображениях.

Снежный покров характеризуется значениями пикселей, попадающих в следующий диапазон значений: для первого канала (156–255), для второго – (169–255), для третьего – (119–255), для четвертого – (142–255), для пятого – (136–255) [4].

Для построения ПЛС-регрессии [4] каждое спутниковое изображение выборки с помощью попиксельной развертки представлялось в виде матрицы X_i размера $n_i \times 5$ (n_i – количество пикселей на изображении), в строках которой указывались значения откликов составляющих каналов. Итоговая матрица X получалась последовательной конкатенацией X_i : $X = (X_1 \dots X_M)$, где M – количество изображений в обучающей выборке. Вектор откликов Y представляет собой бинарные значения, описывающие принадлежность объекта к снежному покрову (1 – принадлежит, 0 – не принадлежит).

Построение N-ПЛС регрессии [4] производилось аналогичным образом: каждое изображение выборки представлялось в виде матрицы X_i размера $I \times J \times 5$, где $I \times J$ – размер спутниковых изображений. Итоговая матрица входных данных X получается при помощи конкатенаций X_i по первой моде (добавлением снизу).

При построении регрессионных моделей большое значение имеет размерность модели (число главных компонент). Изменение числа главных компонент может приводить к пере- или недоопределенности модели. Критерием выбора числа главных компонент может считаться объясненная вариация. Данные оценка применяется, чтобы посмотреть, как варьируются значения переменных, и подсчитать, какую часть всей имеющейся вариации можно объяснить наличием «общей» («совместной») вариации определенным числом главных компонент. Экспериментальным путем число главных компонент для ПЛС-регрессии было найдено равным шести, а для N-ПЛС-регрессии – десяти.

Построенные классификаторы проверялись на работоспособность, т.е. на пригодность к прогнозированию с помощью измерения среднеквадратичной ошибки предсказания RMSEP [4]. Она вычислялась в исходных измерениях. RMSEP для ПЛС-регрессии составила 0,2547, при значении числа главных компонент равном 3, для N-ПЛС-регрессии – 0,1989, при значении числа главных компонент равном 6, из чего можно сделать вывод, что построенные классификаторы хорошо описывают обучающую выборку.

Для проведения сравнительного анализа классификаторов использовалась кривая мощности критерия классификации. У каждого классификатора есть факторы, изменяя значения которых, мы можем улучшать результат классификации или же ухудшать. Обычно под улучшением и ухудшением качества классификации понимают изменение уровня ошибок первого и второго рода. Ошибки первого рода – это ситуация, при которой образцы, являющиеся членами класса, ошибочно были отклонены классификатором. Ошибки второго рода – это ситуация, при которой образцы, не являющиеся членами класса, были ошибочно определены классификатором как члены класса.

Кривая мощности критерия классификации строится следующим образом: изменяется значение одного из факторов, влияющих на результат классификации, вычисляется число ошибок первого и вто-

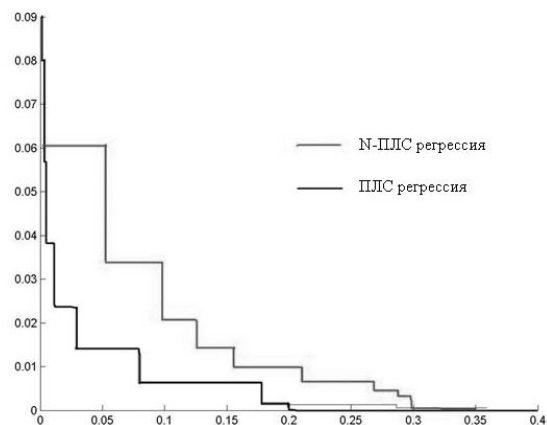
рого рода. Полученные значения ошибок: по горизонтали число ошибок классификации первого рода, по вертикали – ошибок классификации второго рода. При сравнении двух классификаторов важно определить, какой из них максимально подходит под описание идеального, т.е. график его кривой максимально прижимается к линиям осей координат. Каждый метод классификации может характеризоваться площадью области под своей кривой. Чем меньше данная площадь, тем лучше метод.

Главным фактором для ПЛС-регрессии и N-ПЛС-регрессии, который позволяет регулировать число ошибок первого и второго рода, является вектор откликов Y^* . Значения Y^* плотно сосредоточены возле значения, равного единице, так как при обучении классификаторов единица отвечала за принадлежность к снежному покрову.

Меняя значения ε в пределах от 0 до 0,5 с шагом 0,05, значения Y^* будут попадать в интервал: $Y^* \in (1 - \varepsilon, 1 + \varepsilon)$. Для каждого интервала мы получим значения ошибок первого и второго рода.

Кривая мощности критерия для ПЛС-регрессии строится следующим образом: каждая точка на графике сопоставляется определенному интервалу значений Y^* , при этом ее первая координата соответствует числу ошибок первого рода данного интервала, вторая координата – числу ошибок второго

рода, для того же интервала значений Y^* . Кривая мощности критерия для N-ПЛС-регрессии строилась аналогичным образом (рис.).



Характеристические кривые операторов классификации (верхний график – кривая мощности критерия классификации для ПЛС-регрессии, нижний – для N-ПЛС-регрессии)

Как видно из рисунка, график N-ПЛС-регрессии находится ниже и, соответственно, является более предпочтительным для классификации спутниковых изображений.

Библиографический список

1. Pearson, K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space / K. Pearson // *Philosophical Magazine*. – Vol. 2.
 2. Bro, R. Multi-way analysis in the Food Industry: Models, Algorithms and Applications / R. Bro. – Copenhagen.
 3. Bro, R. Multi-way analysis with applications in the chemical sciences / R. Bro, A. Smilde, P. Geladi. – Chichester.
- Родионова, О.Е. [Электронный ресурс]: Построение регрессионных моделей и решение задачи предсказания / О.Е. Родионова. – Режим доступа: http://www.dancom.ru/article/item/wm_id=4. – Загл. с экрана