

Компьютерное моделирование литейных процессов и затвердевания стало необходимостью в литейном производстве. Параметризация позволяет быстро оптимизировать литейные свойства отливки, удовлетворяющим требованиям, в кратчайшие сроки. Созданные компьютерные программы могут прочитать файл STL, сложную твердотельную геометрию, показать вектор скорости, 3-D скорость и температурные поля, заполнение модели, распределение температуры заполнения формы и затвердевания [3]. Возможно рассчитать скорость и температурные поля для ламинарного и турбулентного потока при заполнении формы и процесса затвердевания. Численное моделирование может быть использовано для прогнозирования дефектов литья и улучшений характеристик процесса отливки при создании корпусных деталей приборов космического назначения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Губин В.В., Акимов О.В., Алёхин В.И., Пензев П.С. Компьютерно-интегрированное проектирование тракторных деталей // Литейное производство. – 2015. – №12. – С. 26–29.
2. Галдин Н.М. Литниковые системы для отливок из легких сплавов. – М.: Машиностроение, 1978. – 198 с.
3. Анисимов, И. Ф. Проектирование литых деталей. – М.: Машиностроение, 1967. – 272 с.
4. Бидуля, П. Н. Технология стальных отливок: учеб. пособие для металлург.и машиностр. вузов и фак. / П.Н. Бидуля. – М.: Металлургиздат, 1961. – 352 с.

КЛАССИФИКАЦИЯ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РОБАСТНЫХ ОЦЕНОК

Карпенко М.А.

Научный руководитель: Буркатовская Ю.Б., к.ф.-м.н., доцент
Национальный исследовательский Томский политехнический университет
Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30, 634050
E-mail: karpenkomaria8990@gmail.com

STATISTICAL CLASSIFICATION OF THE REMOTE SENSING DATA BY USING ROBUST ESTIMATORS

Карпенко М.А.

Scientific Supervisor: Associate Professor, Ph.D. Burkatovskaya Y.B.
Tomsk Polytechnic University
Russia, Tomsk, Lenin str., 30, 634050
E-mail: karpenkomaria8990@gmail.com

Зачастую, при обработке данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), включающей в себя установление принадлежности зон на поверхности Земли к определенным кластерам, встает проблема статистической классификации данных ДЗЗ. Данные ДЗЗ содержат спектральные характеристики пикселей в разных диапазонах электромагнитного спектра. Для улучшения результатов обработки также используются текстурные характеристики, получаемые путем обработки спектральных характеристик групп пикселей, принадлежащих к определенным участкам Земной поверхности. Таким образом, каждый пиксель характеризуется вектором различных характеристик. Для классификации вектора характеристик могут быть использованы как параметрические, так и непараметрические методы. При использовании параметрических методов обычно используется допущение о нормальности распределения пикселей класса, что не всегда верно. Непараметрические методы зачастую являются более точными, но обладают большей вычислительной сложностью. В данной работе рассмотрено использование параметрического метода для классификации данных при использовании как спектральных, так и текстурных характеристик пикселей. Так как данные ДЗЗ подвержены выбросам, и, соответственно, распределение обучающих выборок классов отлично от нормального, в работе был применен метод робастного оценивания для расчёта оценок для классификации. В работе приведены примеры результатов классификации при применении как робастного, так и стандартного методов оценивания.

The problem of the statistical classification of the remote sensing data arises when there is a need to identify which of a set of clusters some areas of the Earth surface belong to. The remote sensing data are collected from different parts of the electromagnetic spectrum called spectral characteristics as well as texture characteristics obtained from computing spectral characteristics of the specific areas, so every pixel is described of the vector of its characteristics. To classify vector observations both parametric and non-parametric methods are used. Parametric technique commonly uses the normal distribution to describe the distribution of the classes of the learning sample. Non-parametric technique often provides better accuracy of classification but it has greater computational complexity. The paper develops a parametric technique of the remote sensing data classification by using both spectral and structural characteristics of pixels. Pixels characteristics are affected by outliers so the distribution of the learning sample is not normal in the real sample data. The robust estimation methods are used to obtain estimators that are not unduly affected by outliers or other small departures from model assumptions. The possibility of the algorithm application is studied by using examples.

Введение

Данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), получаемые путем наблюдения поверхности Земли авиационными и космическими средствами, широко используются в различных прикладных задачах, таких как картографирование, мониторинг экологического состояния земной поверхности и т.д. Для обработки данных ДЗЗ используются различные методы, использующие в качестве признаков спектральные или текстурные характеристики пикселей в одном или нескольких его наблюдениях. Одной из главных задач, возникающих при обработке данных ДЗЗ, является классификация данных – отнесение участков земной поверхности к определенным кластерам. Классификация данных может быть произведена с помощью как параметрических, так и непараметрических методов. Хотя непараметрические методы зачастую показывают лучший результат классификации, такие методы являются вычислительно сложными, что играет одну из решающих ролей при выборе метода классификации. В процессе классификации данных ДЗЗ параметрическими методами возникает ряд важных задач, таких как установление закона распределения одномерной или многомерной случайной величины, а также оценка его параметров. В основе классического аппарата статистического анализа таких методов лежит предположение о принадлежности наблюдаемого случайного вектора многомерному нормальному закону. Зачастую реальные данные не подчиняются нормальному закону распределения из-за неоднородности участков земной поверхности, а также наличия шумов на ее изображении, в виду чего является актуальным вопрос об оценке параметров случайных величин, чьи функции распределения отличны от нормальных. Такими способами оценки являются робастные оценки.

Текстурные признаки

Стандартно, для классификации изображений используются спектральные признаки пикселей изображения в разных каналах электромагнитного (ЭМ) спектра. Однако, эти данные не учитывают взаимного расположения объектов в пространстве, т.е. текстурную составляющую объектов на земной поверхности. Текстурные характеристики определяются статистическим распределением значений яркости пикселей в различных каналах ЭМ спектра и рассчитываются для каждого пикселя как функция значений пикселей в заранее определенной его окрестности.

В данной работе используется система характеристик Харалика [1], включающая 14 признаков, каждый из этих признаков предлагается рассчитывать по матрице смежности 4x различных направлений: 0, 45, 90, 135 градусов, что позволит учитывать взаимное расположение пикселей в 4x различных направлениях. В данной работе были использованы следующие признаки:

$$T_H(j, k) = \sum_{g=0}^{L-1} F_j^k(g) \log_{10}(F_j^k(g));$$

$$T_E(j, k) = \sum_{g=0}^{L-1} (F_j^k(g))^2;$$

$$T_V(j, k) = \sum_{g=0}^{L-1} (g - \bar{g}(j, k)) F_j^k(g).$$

Где L – число градаций яркости, $F_j^k(g)$ – частота появления точки с яркостью g в заданной окрестности точки с номером j на канале k , $\bar{g}(j, k)$ – средняя яркость точки в этой окрестности. Характеристики $T_H(j, k)$, $T_E(j, k)$ и $T_V(j, k)$ соответственно называются энтропией, энергией и вариацией точки.

Текстурные признаки, в совокупности со спектральными признаками позволяют наиболее полно описать элементы данных ДЗЗ. При применении всех 14 признаков системы характеристик Харалика было бы целесообразно понижать размерность признакового пространства с помощью специальных методов, таких, как, например, метод главных компонент [2].

Робастное оценивание

Для проведения классификации на основе статистических методов необходима информация, полученная на основе обучающих выборок, такая как вектор средних значений и матрица ковариации, описывающая вариацию каналов. Элементами вектора средних значений являются средние значения по всем пикселям соответствующего класса. При стандартном методе расчета вектора средних рассчитываются значения среднего арифметического по элементам канала в обучающей выборке. Шумы на изображении могут значительно повлиять на результат применения такого метода. В данной работе были использованы робастные методы получения вектора средних.

В работе [3] предложено применять вектор медиан компонент наблюдений в качестве оценки вектора средних значений, где медианная оценка представляет собой центральный элемент упорядоченной выборки. Свойство робастности в данном случае обеспечивается за счет усреднения лишь тех значений, порядковые номера которых попадают в урезанный интервал с заранее заданным значением урезания выборки слева и справа, куда в большинстве случаев попадают шумы. В работе [4] оценки вектора средних значений распределения многомерной случайной величины предложено получать путем покоординатного применения ранговых (R-оценки) тестов. В работах [5, 6] предложено использовать M-оценки, оценки максимального правдоподобия, которые не предполагают явного выражения данных. В работе [7] оценки вектора средних значений распределения многомерной случайной величины предложено получать путем покоординатного применения ранговых (R-оценки) тестов. Одной из R-оценок средних, широко используемой на практике является оценка Вилкоксона [8]. Данные оценки представляют собой медианы последовательностей, состоящих из элементов исходной выборки и всех возможных попарных средних.

$$c_R = \text{med} \left\{ \frac{X_1 + X_1}{2}, \frac{X_1 + X_2}{2}, \dots, \frac{X_1 + X_n}{2}, \frac{X_2 + X_2}{2}, \frac{X_2 + X_3}{2}, \dots, \frac{X_{n-1} + X_n}{2}, \frac{X_n + X_n}{2} \right\}$$

Где X – множество рассматриваемых данных, таких как множество пикселей в обучающей выборке на определенном канале. В данной работе был использован метод Вилкоксона для робастного оценивания вектора средних.

Результаты

На рис. 1 приведено исходное изображение поверхности Земли. Разными цветами на рис. 1 обозначены следующие объекты: синий, зеленый – лес разного типа, красный – антропогенные объекты и нарушенные территории, фиолетовый – болотная растительность, голубой – травянистая растительность.

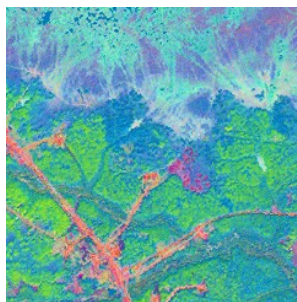


Рис. 1. Исходное изображение

Как видно, многие объекты леса разного типа смешиваются между собой и зашумлены. Зоны антропогенных объектов выделены более-менее четко в представленных каналах, однако некоторые пиксели болотной растительности встречаются в зонах их расположения, которые, очевидно, являются шумами.

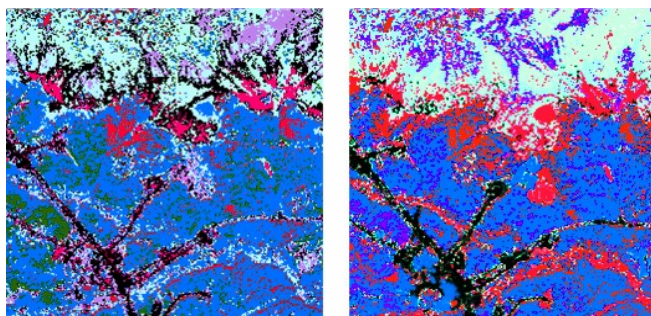


Рис. 2. Результаты классификации зашумленных данных

На рис. 2 результаты классификации зашумленных данных а) с использованием среднего арифметического для оценки средних б) с использованием робастного оценивания вектора средних.

Сравнение результатов классификации КС и имеющейся карты данной территории показало, что в результате классификации с получением оценки вектора средних значений робастными методами полученные кластеры более точно соответствуют имеющимся на данной территории объектам. Как видно на рис. 2.б, более отчетливо выделены антропогенные объекты, зоны лесов и болот, в то время, как на рис. 2.а. многие пиксели болотной растительности были классифицированы как антропогенные объекты ошибочно. Тем не менее на рис.2.б, зоны лесов разного типа оказались смешаны друг с другом по разным причинам, одной из которых является то, что пиксели характеризуются множеством различных характеристик, коррелированных между собой. Более того, невооруженным взглядом видно, что текстурные характеристики (см. рис. 1), составляющие более 60 процентов всех характеристик пикселей схожи между классами.

Для получения качественных результатов классификации необходимо комплексное применение различных методов. Одним из важных и необходимых является применение робастных оценок, которые исключают определенную долю ошибок классификации. Также, в перспективах разработки метода улучшенной классификации планируется использование всех текстурных характеристик Харалика, применение метода главных компонент для сокращения размерности признакового пространства и выделения ключевых характеристик, а также применение робастных методов для получения всех статистических характеристик для проведения классификации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Haralick R.M., Shapiro L.G. Computer and Robot Vision. –Addison-Wesley, Massachusetts,1992.
2. Карпенко М.А. Применение метода главных компонент для задач обработки данных дистанционного зондирования Земли //Творчество юных – шаг в успешное будущее: Материалы VIII Всероссийской научной студенческой конференции с элементами научной школы имени профессора М.К. Коровина. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2015. – 524 с.
3. Mood A. M. On the joint distribution of the medians in samples from a multivariate population //The Annals of Mathematical Statistics. – 1941. – Т. 12. – №. 3. – С. 268-278.
4. Sen P. K., Puri M. L. Nonparametric methods in multivariate analysis, N. Y., Wiley,1971.
5. Bickel P. J. On some alternative estimates for shift in the p-variate one sample problem. Ann. Math. Stat, v. 35, pp. 1079-1090, 1964.
6. Ruber P. J. The behaviour of maximum likelihood estimates under nonstandard conditions. Proc. Fifth Berkeley Symp. Math. Statist. Prob., v. 1, pp. 221-233, 1967.
7. Gnanadesikan R., Kettenring J. R. Robust estimates, residuals and outlier detection with multiresponse data. Biometrics, v. 28, pp. 81-124, 1972.
8. Rieder H. Qualitative robustness of rank tests //The Annals of Statistics. – 1982. – С. 205-21.

**МЕТОДИКА ХРАНЕНИЯ ГРАФИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ В XML-ФОРМАТЕ
ДЛЯ САПР ПРОВОДНОГО МОНТАЖА**

Козлов А.А., Коблов Н.Н.

Научный руководитель: Бориков В.Н., профессор, д.т.н.

АО “Научно-производственный центр “Полюс”

Россия, г. Томск, пр. Кирова, 56“в”, 634050

E-mail: polus@online.tomsk.net

**THE METHOD OF STORING GRAPHIC INFORMATION IN XML-FORMAT FOR WIRING
CAD SYSTEM**

Kozlov A.A., Koblov N.N.

Scientific Supervisor: Prof., Dr. Borikov V.N.

“Scientific & Industrial Centre “Polus” JSC

Russia, Tomsk, Kirov str., 56“v”, 634050

E-mail: polus@online.tomsk.net

Рассмотрены основные вопросы выбора формата графических примитивов для САПР проводного монтажа, обозначены требования, предъявляемые к файлам графики монтажной схемы. Предложен собственный структурированный XML-формат графических чертежей, поддерживающий векторное хранение основных 2D-примитивов: точек, линий, дуг, окружностей. Показана структура базы данных соединителей для САПР проводного монтажа, позволяющая хранить их графические образы в XML-формате. Разработана схема конвертации XML-файлов графики в формат сторонних САПР, основанная на текстовом разборе AutoCAD DXF-файлов средствами свободных библиотек dxflib и BoostSpirit. Показана возможность применения библиотеки компонентов графического интерфейса Qt для разработки интерфейса программы-конвертора. Показано практическое применение методики для решения задач хранения графики раскладки жгута в САПР проводного монтажа.

The basic issues of choosing the file format of graphics primitives for CAD wiring system are being reviewed. The requirements for graphics wiring diagram file are noted. Offered own structured vector graphic drawings XML-format, supports the storage of basic 2D primitives: points, lines, arcs, circles. The wiring database structure of CAD XML based graphics connectors is shown. The third-party CAD system conversion scheme for XML-file formatted wiring graphics based on text parsing of AutoCAD DXF-files using dxflib and Boost Spirit libraries is developed. The possibility of using a component library for Qt GUI interface development software package is shown. The practical technique for CAD wiring graphics layout storage is shown.