

Алгоритм классификации объектов на изображении с использованием матрицы корреляции

Суханов С.И., Крупочкин Е.П., Оскорбин Н.М., Кумарбекулы С.

Алтайский государственный университет, г. Барнаул

Восточно-Казахстанский университет имени С. Аманжолова, г. Усть-Каменогорск

(Казахстан)

sukhanov-s@yandex.ru, krupochkin@mail.ru, osk46@mail.ru, sanat_kv@mail.ru

Аннотация

В современном мире ведутся активные исследования в области анализа пространственных данных. Под пространственными данными в нашем случае понимаются спутниковые изображения, которые составляют основу информационного обеспечения геоинформационных систем. В статье описывается корреляционный метод поиска объектов на спутниковых изображениях.

Ключевые слова: многомерные данные, корреляционная модель, корреляционная матрица, спутниковые изображения.

Почти все технологические и измерительные системы, используемые в науке, характеризуются многомерным набором параметров. Графическое представление различных наборов данных предоставлено на рисунке 1.

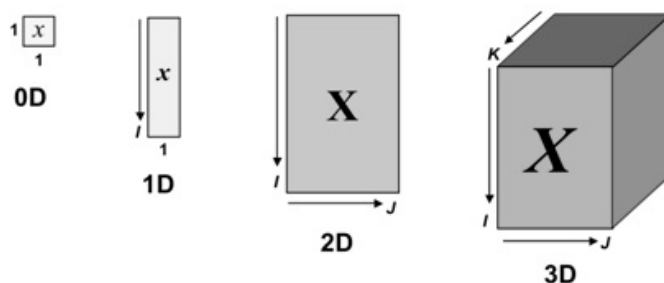


Рисунок 1. Графическое представление пространственных данных

Одним из представителей многомерных данных являются спутниковые изображения, а также ортофотопланы, которые можно представлять в виде трехмерной матрицы X размером $I \times J \times 3$, где $I \times J$ – размер сканируемой области [1, 2].

Ключевым понятием корреляционного анализа является коэффициент корреляции, позволяющий описать связь между двумя случайными величинами. Наиболее известной мерой зависимости между величинами является коэффициент корреляции Пирсона, который вычисляется по формуле [3]:

$$\text{corr}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \times \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (1)$$

где n – число статистических наблюдений, x – независимая переменная, y – зависимая переменная. Коэффициент корреляции принимает значение от 0 до 1. Чем ближе значение корреляции к 1, тем более высокая связь между переменными [3].

Корреляционный метод для решения задачи поиска объектов на спутниковых изображениях основан на построении корреляционной матрицы.

В базовой реализации этого метода для двумерных данных сначала выбирается некоторый участок изображения, именуемый “шаблоном”, который представляет собой объект поиска. Обозначим через $A_{i,j}$ матрицу шаблона, где i, j представляют координаты пикселей в нем. Тогда, если $B_{i,j}$ матрица изображения, в котором осуществляется поиск шаблона, алгоритм будет считать сумму произведений интенсивностей пикселей A в B . Двигая шаблон по всему изображению, вычисляются значения матрицы корреляций $k_{i,j}$. Значение корреляции будем вычислять по формуле:

$$k = \frac{\sum_i \sum_j ((A_{ij} - \bar{A}) \times (B_{ij} - \bar{B}))}{\sqrt{\sum_i \sum_j (A_{ij} - \bar{A})^2 \times \sum_i \sum_j (B_{ij} - \bar{B})^2}}, \tag{2}$$

где \bar{A} – среднее значение матрицы A , \bar{B} – среднее значение матрица B .

Схема построения матрицы корреляции предоставлена на рисунке 2.



Рисунок 2. Схема построения матрицы корреляции

Построив матрицу корреляции нужно выбрать необходимое значение коэффициента корреляции и определить соответствующие координаты шаблона на исходном изображении.

В общем случае, вычисленный коэффициент корреляция между двумя изображениями с информационной точки зрения не дает полной информации о степени корреляции между шаблоном и исходным изображением. Данную задачу можно решить, вычисляя коэффициент корреляции для каждого пикселя исходного изображения [2].

Алгоритм поиска объектов на спутниковых изображениях с использованием матрицы корреляции имеет вид:

1. Загружаем исходное изображение и выбранный шаблон для поиска.
2. Строим матрицу корреляции.
3. Задаем пороговое значение коэффициента корреляции.
4. Для выбранных значений коэффициентов корреляции в матрице корреляции определяем координаты шаблона на изображении.
5. Выводим результат на экран.

У каждого классификатора есть факторы, изменяя значения которых, мы можем улучшать или ухудшать результат классификации. Обычно под улучшением и ухудшением качества классификации понимают изменение числа ошибок первого и второго рода [4, 5].

Ошибки первого рода – это ситуация, при которой образцы, являющиеся членами класса, были ошибочно отклонены классификатором.

Ошибки второго рода – это ситуация, при которой образцы не являющиеся членами класса, были ошибочно определены классификатором как члены класса.

Идеальный метод – это тот, для которого число ошибок первого и второго рода равно нулю. Но построить классификатор, основанный на реальных данных, в котором ошибки первого и второго рода равны нулю одновременно, очень трудно.

Рассмотрим процесс работы разработанных методов на примере поиска “шаблонных” изображений на одном из ортофотопланов (рисунок 3).



Рисунок 3. Исходное изображение

Главным фактором для классификации корреляционными методами позволяющим регулировать число ошибок первого и второго рода, является предельное значение корреляции (обозначим его r_corr). Изменяя значение r_corr , мы можем изменить результат классификации в лучшую или худшую сторону.

При тестировании работоспособности классификатора выяснилось, что ошибки первого рода не были обнаружены. Это можно объяснить тем, что в качестве “шаблонных” изображений были взяты фрагменты из исходного изображения (рисунок 4).



Рисунок 4. “Шаблонное” изображения

Количество ошибок второго рода при использовании корреляционного метода приведены в таблице 1.

Таблица 1

Количество ошибок второго рода

Переменная	р-значение
Интервал r_corr	Количество ошибок 2 рода
[0.9 : 1]	0
[0.85 : 1]	2
[0.8 : 1]	3

Результат работы классификатора предоставлен на рисунке 5.



Рисунок 5. Результат работы корреляционного метода при $r_corr = [0.8 : 1]$

Таким образом можно сделать вывод, что разработанный метод распознавания пространственных данных на основе матрицы корреляции позволяет получить на практике представление о некоторых свойствах изображения, таких как скорость изменения интенсивности по координатам и протяженность однородных участков без разложения их на гармонические составляющие.

Список литературы

1. Грузман И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учебное пособие. — Новосибирск : Изд-во НГТУ, 2000.
2. Камбарова Н.Ф., Кумарбекулы С. Загрязнения тяжелыми металлами реки (на примере Восточного Казахстана) // Актуальные научные исследования в современном мире. — 2019. — № 2(46), ч.2. — С. 55–62.
3. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика: Учебное пособие для вузов. — 10-е, стереотипное изд. — М. : Высшая школа, 2003.
4. Толмачева Н.И. Космические методы исследований в метеорологии. Интерпретация спутниковых изображений: учеб. пособие. — Пермь : Перм. гос. нац. исслед. ун-т, 2012.
5. Чабан Л.Н. Теория и алгоритмы распознавания образов. Учебное пособие. — М. : МИ-ИГАиК, 2004.