

ИССЛЕДОВАНИЕ ФОТОГРАММЕТРИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ МАТРИЦ ВЕРОЯТНОСТНОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЯРКОСТИ

А.Ю. Баврина, Н.Ю. Ильясова, А.В. Куприянов, А.Г. Храмов.
Институт систем обработки изображений РАН
Самарский государственный аэрокосмический университет

Аннотация

В работе исследуется возможность применения статистических текстурных признаков для анализа фотограмметрических изображений. Текстурные признаки рассчитывались на основе матриц вероятностного распределения яркости. Для анализа изображений производится построение полей текстурных признаков с использованием алгоритмов рекурсивного пересчёта признаков и самой матрицы. Дальнейшая обработка текстурных полей позволяет выделить объекты и реперные знаки на изображениях. В работе исследована точность алгоритмов и их устойчивость к аддитивному шуму.

Введение

В последнее время в связи с развитием компьютерных методов обработки в фотограмметрию постепенно стали проникать различные фильтры и преобразования изображений - построение и изменение гистограмм, Фурье-преобразование, различные свертки, такие формы сжатия информации, как JPEG, вейвлеты или фракталы, распознавание образов, выделение контуров и т.п. Возникло понятие «цифровой фотограмметрии».

В работе [1] была описана система анализа фотограмметрических изображений, в которой было отмечено, что необходимо разработать методы полностью автоматического обнаружения фотограмметрических объектов.

Поскольку перед нами стоит задача обнаружения, а не распознавания объектов, можно воспользоваться методом статистического текстурного анализа, описанным в статье [2]. В этом случае предлагается рассматривать фон изображения как текстуру и производить анализ текстурного поля, на котором объекты будут соответствовать областям, нарушающим структуру текстуры. Текстурные признаки широко применяются в обработке изображений для различных целей, в частности, для классификации фотографических изображений кристаллограмм слезной жидкости [2] и для анализа статистических помех на изображениях [3].

Данная работа посвящена использованию текстурных признаков для автоматического обнаружения объектов и реперных знаков на фотограмметрических изображениях. Реперными знаками являются различные геометрические фигуры: прямоугольники, кресты и т.п.

Целью исследования является анализ полей текстурных признаков, выбор наилучших признаков и обнаружение фотограмметрических объектов. Текстурные признаки вычисляются на основе матриц вероятностного распределения яркости [2], которые строятся по локальному фрагменту изображения. При последовательной обработке изображения скользящим окном производится рекурсивный пересчёт матрицы и некоторых признаков, и формируется поле текстурного признака.

Вычисление текстурных признаков на основе матрицы вероятностного распределения яркости

Каждой точке изображения (x, y) соответствует матрица вероятностного распределения P , которая характеризует распределение яркости в квадрате размером $S \times S$ с центром в точке (x, y) . Элементы матрицы P определяются следующим образом:

$$P_d(i, j) = \sum_{(m, n) \in D} f_{i, j}(x_{m, n}; x_{m+d, n+d}),$$

где $f_{i, j}(x_{m, n}; x_{m+d, n+d}) =$

$$\begin{cases} 1, & (x_{m, n} = i \text{ и } x_{m+d, n+d} = j) \text{ или } (x_{m, n} = j \text{ и } x_{m+d, n+d} = i) \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

D – квадрат размером $S \times S$, S – нечётное число; $i, j = 0..255$ – уровни яркости точек; $x_{m, n}$ – яркость точки с координатами (m, n) . Функция f является индикатором того, что точки, находящиеся на заданном расстоянии, имеют определённые уровни яркости. Параметр d определяет расстояние, на котором производится анализ соседних точек.

По матрице вероятностного распределения $P(i, j)$, описывающей распределение яркости внутри области с центром в точке (x, y) , вычисляются текстурные признаки (F_1, \dots, F_9) . После обработки всего изображения для каждого признака формируется матрица, хранящая его значение во всех обрабатываемых точках – *поле текстурного признака*.

Вспомогательные величины:

$$m_i = \sum_j j P(i, j);$$

$$p_i = \sum_j P(i, j); M_x = \sum_i i p_i$$

1. Суммарное среднее: $F_1 = \sum_i m_i p_i$

2. Инерция: $F_2 = \sum_i \sum_j (i-j)^2 P(i, j)$

3. Второй угловой момент: $F_3 = \sum_i \sum_j P^2(i, j)$

4. Суммарная корреляция: $F_4 = \sum_i \sum_j m_i m_j$
5. Энтропия: $F_5 = -\sum_i \sum_j \ln(P(i, j))P(i, j)$
6. Корреляция: $F_6 = \sum_i \sum_j (i - Mx)(j - Mx)P(i, j)$
7. Затенение: $F_7 = \sum_i \sum_j (i + j - 2Mx)^3 P(i, j)$
8. Контраст: $F_8 = \sum_i \sum_j |i - j|P(i, j)$
9. Суммарная энтропия: $F_9 = \sum_i \ln(p_i)p_i$

Очевидно, что подсчёт матрицы вероятностно-го распределения и текстурных признаков, по данному выше определению, для каждой точки изображения займёт значительное время, поэтому разумно матрицу и некоторые признаки вычислять рекурсивно. Также заметим, что лучше не нормировать матрицу; нормировка (деление на общее число обработанных пар точек внутри окна) необходима при вычислении лишь некоторых признаков (F_5, F_6, F_7, F_9).

Для того, чтобы осуществить рекурсивный пересчет, сначала необходимо полностью вычислить матрицу P_y^x и текстурные признаки для первой точки ($x = L, y = L$), где $L = \frac{S-1}{2}$.

Окно, по которому вычисляется матрица для следующей точки ($x+1, y$), сдвигается вправо, что равносильно следующему преобразованию:

$$P_y^{x+1}(i, j) = P_y^x(i, j) - \sum_{(m,n) \in D1} f_{ij}(x_{m,n}; x_{m+d, n+d}) + \sum_{(m,n) \in D2} f_{ij}(x_{m,n}; x_{m+d, n+d})$$

где $D1 = \{(m, n) | m \in [x-L, x+L], n = y-L\}$,
 $D2 = \{(m, n) | m \in [x-L, x+L], n = y+L\}$.

Переход на следующую строку изображения осуществляется аналогично: при этом сдвигается вниз окно для первой точки предыдущей строки и пересчитывается матрица для нового положения окна.

Пересчёт признаков осуществляется следующим образом: каждый раз, когда к элементу $P(i, j)$ добавляется (вычитается) единица, текстурные признаки преобразуются согласно формулам:

$$m_i = m_i \pm j, \quad p_i = p_i \pm 1, \quad F_2 = F_2 \pm (i-j)^2,$$

$$F_5 = F_5 + \ln\left(\frac{P(i, j)}{N}\right)P(i, j) + \ln\left(\frac{P(i, j) \pm 1}{N}\right)(P(i, j) \pm 1),$$

$$F_8 = F_8 \pm |i-j|, \quad Mx = Mx \pm \frac{i}{N}, \quad N = 2S^2.$$

Если $i = j$, то $F_3 = F_3 \pm 4P(i, j) + 4$, в противном случае $F_3 = F_3 \pm 2P(i, j) + 1$.

Затем в каждой матрице значений текстурных признаков ищутся максимум и минимум, и осуществляется приведение к стандартному диапазону градаций серого цвета 0..255 [5] по формуле:

$$g = 255 \frac{(f - \min)}{(\max - \min)},$$

где f – элемент матрицы, g – значение яркости, которое ему соответствует, \max , \min – максимальный и минимальные элементы матрицы соответственно. После этого матрицы текстурных признаков показываются визуально – формируется изображение текстурного поля.

Заметим, что размер окна, внутри которого вычисляются текстурные признаки, влияет на чёткость изображения объектов: при увеличении S границы становятся более размытыми, поэтому эту величину необходимо выбирать с учётом размера обрабатываемого изображения и выделяемых объектов. Параметр d указывает на расстояние между точками, яркости которых учитываются при составлении матрицы вероятностного распределения.

На рис. 1 представлены исходное изображение и построенные при параметрах ($S = 11, d = 1$) поля текстурных признаков, дальнейшая обработка которых позволяет выделить реперные знаки и объекты.

Заметим, что не все признаки дают хороший результат: на рис. 2 приведены изображения, которые непригодны для выделения объектов на фотографических изображениях.

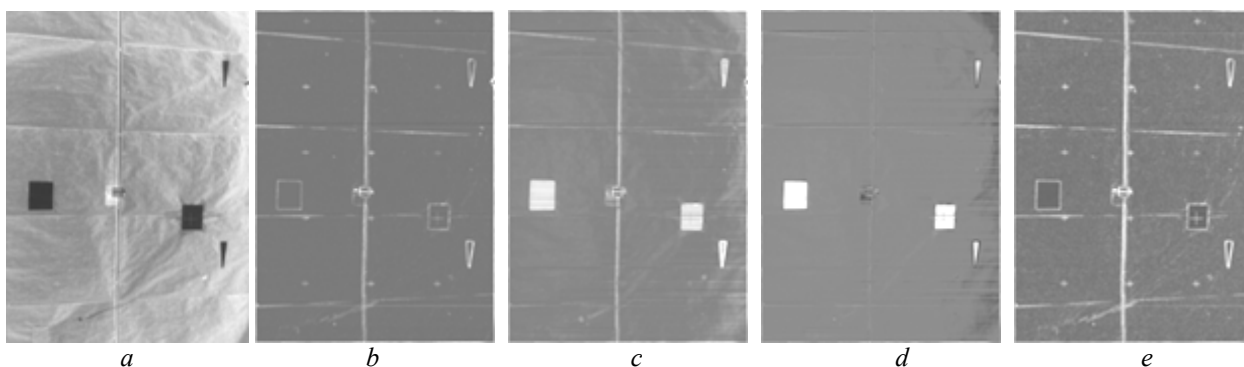


Рис. 1. Исходное изображение - (a);
 Поля текстурных признаков: инерция - (b); корреляция - (c); затенение - (d); контраст- (e)

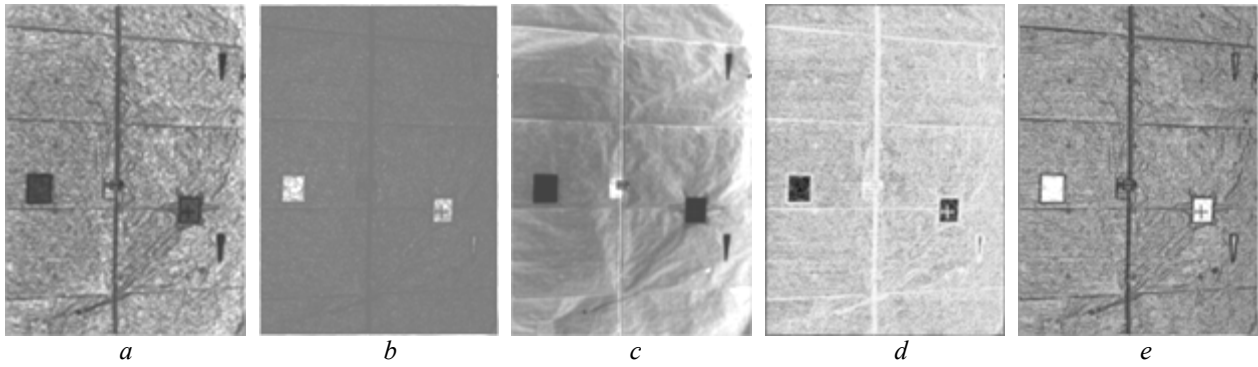


Рис. 2. Поля текстурных признаков: суммарное среднее - (a); второй угловой момент - (b); суммарная корреляция - (c); энтропия - (d); суммарная энтропия - (e)

Выделение объектов и реперных знаков

Как видно на изображениях (рис.1), фотограмметрические объекты – прямоугольники и треугольники, легче всего выделить на таких текстурных признаках, как затенение и корреляция. Сделать это можно, например, с помощью простейших методов пороговой обработки.

Выделение же перекрестий требует более сложных методов. Например, традиционный корреляционный метод обнаружения дает довольно большой процент ложного обнаружения, поэтому необходимо проводить дополнительный анализ, используя тот факт, что перекрестия являются узлами некоторой регулярной прямоугольной сетки.

Вначале, следует выделить два или три креста. Это лучше проделать интерактивно (оператор указывает точку на исходном изображении, к небольшой окрестности которой применяется корреляционный метод), но можно выделить на признаке контраста или инерции область, содержащую несколько крестов, которые находятся на фоне (в этом случае необходимо, чтобы их не пересекали какие-либо объекты и линии). Затем в указанной области ищутся точки, удовлетворяющие следующим условиям:

1) Дисперсия текстурного признака внутри окна заданного размера (равного размеру креста) превышает дисперсию на его периметре в заданное число раз.

2) Количество элементов матрицы, принадлежащих окну, значения которых больше мат. ожидания внутри области превышает определенное пороговое значение. Порог вводится для того, чтобы исключить выделение более мелких деталей изображения, чем кресты.

При хорошем подборе параметров найденные точки будут соответствовать центрам крестов.

После того, как выделено два креста, определяется расстояние между ними, и остальные кресты ищутся с учётом найденного шага с помощью коррелятора.

По центрам найденных перекрестий возможно произвести построение прямоугольной системы координат соответствующей исходному изображению.

Изучение влияния устойчивости метода выделения реперных знаков к шуму

Для изучения устойчивости выделения объектов к аддитивному шуму производилось имитационное моделирование тестовых изображений (рис. 3). На полученные изображения накладывался аддитивный шум, и проводилось размытие специальными фильтрами.



Рис.3. Тестовое изображение

Погрешность обнаружения вычислялась как отношение количества несовпадающих точек у эталона и соответствующего ему фрагмента текстурного поля, обработанного порогом, к общему количеству точек изображения. Графики полученной экспериментальной зависимости для текстурных признаков, обладающих наилучшей разделяющей способностью, а именно: суммарная корреляция, корреляция и затенение, показаны на рис. 4.

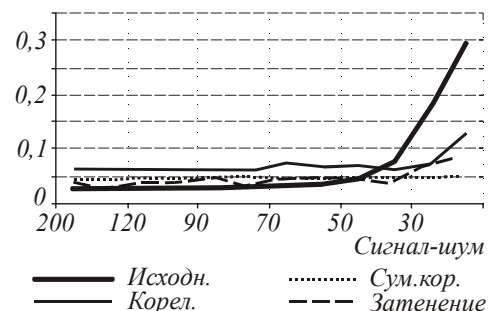


Рис. 4. Зависимость погрешности от отношения сигнал/шум при параметрах $S = 5, d = 1$

Как видно из графиков погрешности, менее всего чувствителен к шуму признак суммарной корреляции, при его вычислении происходит сгла-

живании исходной картинке, однако для реального изображения (рис. 2 (с)) этот признак не даёт хороших результатов из-за особенностей фона наблюдаемого на изображении.

Для остальных признаков графики не приводятся, поскольку даже добавление небольшого шума приводит к практически полной потере информации об объектах, что объясняется недостаточной устойчивостью таких признаков к аддитивному шуму.

Заключение

На основе вычисления матриц вероятностного распределения яркости был разработан метод построения полей текстурных признаков, используемых для автоматического обнаружения объектов и реперных знаков на фотограмметрических изображениях.

Результаты экспериментальных исследований показали, что обнаружение объектов, имеющих достаточно большие размеры (прямоугольники и треугольники), лучше всего производить с использованием корреляции или затенения, перекрестия регулярной сетки обнаруживаются на инерции и контрасте.

При дальнейшей обработке такой подход позволяет не только извлекать информацию о параметрах объектов (размерах, расположении, и т. п.), но производить отсечение неинформативных областей с целью уменьшения объёма хранимого изображения.

Дальнейшие исследования будут посвящены разработке алгоритмов быстрого пересчёта для остальных признаков, повышения эффективности алгоритмов вычисления признаков описанных в настоящей работе, а также изучению возможности использования статистических признаков третьего порядка для построения текстурных полей.

Литература

1. Ильясова Н.Ю., Костин В.М., Котляр В.В., Куприянов А.В., Рошин А.В., Устинов А.В. Система распознавания объектов на фотограмметрических изображениях // Компьютерная оптика, 2001. № 21. С. 185-192.
2. Ильясова Н.Ю., Куприянов А.В., Устинов А.В., Храмов А.Г. Классификация кристаллограмм с использованием методов статистического анализа текстурных изображений // Компьютерная оптика, 2000. № 20. С. 122-127.
3. M. Shirvaikar, M. Trivedi, Developing texture-based image clutter measures for object detection // Optical Engineering, 1992. Vol.31(12). P. 2628-2639,
4. R.M. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein Textural features for image classification // IEEE Trans.Syst.Man Cybern, 1973. Vol. 3. P. 610-621.
5. Сергеев В.В., Попов С.Б., Мясников В.В. Теоретические основы цифровой обработки изображений // СГАУ, Самара, 2000.

Investigation of photogrammetric images using brightness distribution probability matrices

A.Y. Bavrina^{1,2}, N. Y. Ilyasova^{1,2}, A.V. Kupriyanov^{1,2}, A.G. Khramov^{1,2}

¹Image Processing Systems Institute of RAS,

²Samara State Aerospace University

Abstract

The paper investigates the possibility of using statistical textural features for the analysis of photogrammetric images. The textural features were calculated on the basis of the brightness probability distribution matrices. In order to analyze the images, the fields of textural features are developed using algorithms for recursive recalculation of features and the matrix itself. Further processing of textural fields allows to distinguish objects and alignment marks in images. The paper investigates the accuracy of the algorithms and their resistance to additive noise.

Keywords: photogrammetric image, statistical textural feature, brightness probability distribution matrix, recursive recalculation, matrix, additive noise.

Citation: Bavrina AY, Ilyasova NY, Kupriyanov AV, Khramov AG. Investigation of photogrammetric images using brightness distribution probability matrices. *Computer Optics* 2002; 23: 62-65.

References

- [1] Ilyasova NY, Kostin VM, Kotlyar VV, Kupriyanov AV, Roshchin AV, Ustinov AV. System of object recognition in photogrammetric images [In Russian]. *Computer Optics* 2001; 21: 185-192.
- [2] Ilyasova NY, Kupriyanov AV, Ustinov AV, Khramov AG. Classification of crystallogram images using the methods of statistical analysis of texture images. *Computer Optics* 2000; 20: 122-127.
- [3] Shirvaikar M, Trivedi M. Developing texture-based image clutter measures for object detection. *Opt Eng* 1992, 31(12): 2628-2639.
- [4] Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification. *IEEE Trans Syst Man Cybern* 1973; 3(6): 610-621.
- [5] Soifer VA, Sergeev VV, Popov SB, Myasnikov VV. Theoretical fundamentals of digital image processing [In Russian]. Samara: SSAU Publisher; 2000.