

В. П. Фраленко

Методы текстурного анализа изображений, обработка данных дистанционного зондирования Земли

Аннотация. В работе приведены результаты научного обзора известных методов описания и распознавания текстур, поднимается вопрос перспективности применения методов текстурного анализа в задачах картографии и разведки. Выполнено практическое сравнение ряда методов удаления фоновой подстилающей поверхности.

Ключевые слова и фразы: текстурный анализ, дистанционное зондирование, изображение, подход.

Введение

Для анализа фото- и видеоданных, получаемых с камер, устанавливаемых как на космических устройствах наблюдения, так и на подвижных летательных аппаратах, широко применяются методы текстурного анализа. Известны различные подходы к измерению и описанию текстуры изображения — статистические, геометрические, структурные (или синтаксические), спектральные и модельные.

С использованием методов текстурного анализа решаются задачи качественной кластеризации подстилающей поверхности и поиска целевых объектов, например, замаскированных позиций противника и т.п. (см. Рис. 1–4, представленные в работах [1–3]). Автоматизации обработки, анализа, распознавания и понимания текстурных признаков посвящены исследования Р.М. Харалика [4, 5], К.И. Лавса [6],

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 13–07–00025 «Исследование методов анализа интегрированной текстовой, графической и речевой информации в системах интеллектуального управления динамическими объектами»).

© В. П. Фраленко, 2014

© ФГБУН Институт программных систем им. А.К. Айламазяна Российской академии наук, 2014

© Программные системы: теория и приложения, 2014

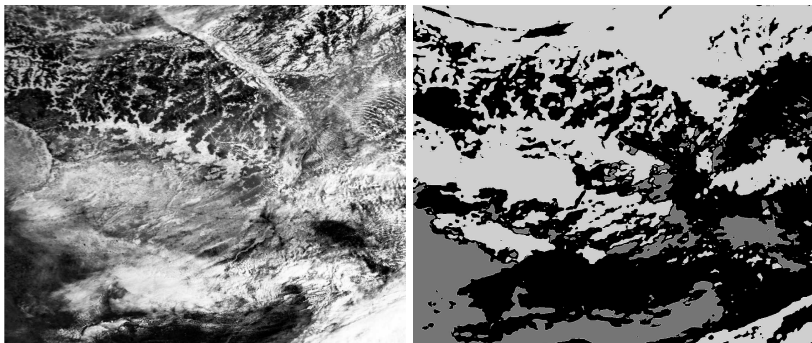


Рис. 1. Пример обработки снимка Томской области (слева — оригинальный снимок, справа — результат обработки): на черном фоне темно-серому цвету соответствует класс «тепловая аномалия», а светло-серому — «снег» [1]

Х. Тамуры [7, 8], Х. Нимана [9], Ж.П. Серры [10, 11], Д.Л. Четверикова [12–16] и др. Можно выделить работы [17] (исследование ряда алгоритмов выделения и классификации текстур), [18–22] (применение стохастической геометрии и функционального анализа для распознавания полутоновых текстур), [23, 24] (применение спектра обобщенных фрактальных признаков для сравнения текстур), [25] (технология радиолокационного обнаружения малоконтрастных целей на основе вероятностных текстурных признаков), [26–28] (применение методов текстурного анализа для обработки данных дистанционного зондирования Земли) и [29, 30] (применение текстурного анализа к обработке биомедицинских изображений). Отметим, что значения текстурных признаков напрямую определяются размером обрабатываемой окрестности изображения. Крупное окно позволяет учесть свойство текстуры более крупных целевых изображений, при этом влияние отдельных составляющих окна на текстурную оценку снижается. Однако, в случае малого размера окна, в нем может оказаться слишком мало информации для описания целевых объектов. Для текстурного распознавания характерно то, что в рамках отдельных позиций сканирующего окна попадают как однородные текстуры, принадлежащие одному классу, так и границы различных текстур и комбинации классов [1].

Далее приведены результаты научного обзора известных методов описания и распознавания текстур, в том числе: статистические, гео-

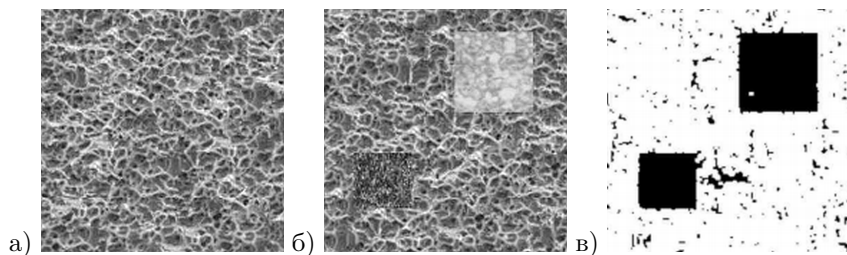


Рис. 2. Сегментация по методу обнаружения текстурных неоднородностей (например, позиций противника), а) обучающий снимок; б) исследуемый снимок; в) результат работы метода [2]



Рис. 3. Результат работы модифицированного метода, основанного на энергетических характеристиках Лавса и цветовой составляющей изображения [2]

метрические, структурные, спектральные и модельные методы описания. Приводится практическое сравнение трех частных методов удаления фоновой подстилающей поверхности: метода на основе гистограмм [31], метода анализа спектрографических текстур [28, 32] и метода на основе коэффициентов Харалика [33].

1. Статистические подходы

Текстуру в том числе определяет пространственное распределение серых значений, позволяющее оценить признаки изображения, связанные со статическими вычислениями второго порядка. Наиболее известна матрица смежности уровня серого Харалика (или матрица яркостной зависимости, Gray-Level Co-occurrence Matrix) [4].

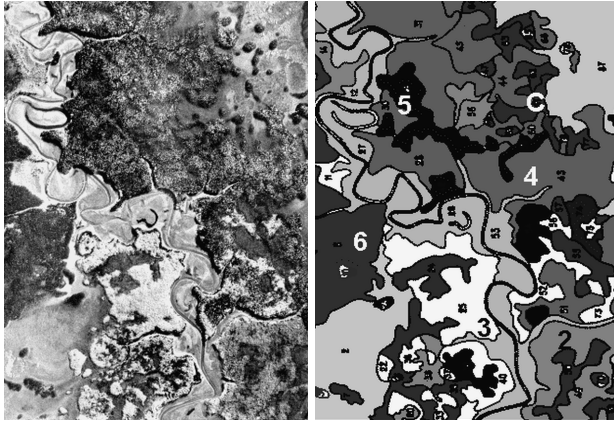


Рис. 4. Изображение лесного ландшафта и результат его автоматического текстурного анализа (большие цифры — номера фаз кедровников, 6 — чередование участков кедровников шестой фазы и сосняков, *C* — сосняки, светло-серый оттенок — луговая пойма реки и болота) [3]

Построение матрицы P размером $L \times L$ для L квантованных значений яркости текстуры изображения с матрицей яркости I выполняется по следующему правилу:

$$P_{r,\theta}(i, j) = |\{(k, s), (t, v) : I(k, s) = i, I(t, v) = j\}|,$$

где

- (1) i, j — уровни яркости матрицы $P(i, j = \overline{1, L})$;
- (2) $I(k, s)$ и $I(t, v)$ — значения элементов матрицы яркости с координатами (k, s) и (t, v) ;
- (3) r — расстояние между элементами $I(k, s)$ и $I(t, v)$;
- (4) θ — угол между элементами $I(k, s)$ и $I(t, v)$ относительно горизонтальной оси, т.е. направление [34, 35].

Ковариационные матрицы описывают пространственные связи пар яркостей элементов текстуры (согласно предположению Юлеша, мозг человека для распознавания текстур использует статистики лишь первого и второго порядка) [36, 37]. Для фиксированных расстояния и угла рассчитываются 14 признаков: второй угловой момент, контрастность, энтропия, корреляция и др. (см. Табл. 1) [38], где

ТАБЛИЦА 1. Основные текстурные признаки, рассчитанные по матрице зависимости

№	Текстурный признак	Формула вычисления
1	Второй угловой момент	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j)^2$
2	Контрастность	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 P(i, j)$
3	Энтропия	$-\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \log_2 P(i, j)$
4	Корреляция	$\frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij P(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$

$$\begin{aligned}\mu_x &= \sum_{i=0}^{L-1} iP(i, x), & \mu_y &= \sum_{j=0}^{L-1} jP(y, j), \\ \sigma_x^2 &= \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 P(i, x), & \sigma_y^2 &= \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_y)^2 P(y, j), \\ P(i, x) &= \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j), & P(y, j) &= \sum_{i=0}^{L-1} P(i, j).\end{aligned}$$

Ковариационные матрицы вычисляются для нескольких пар (r, θ) , в целях уменьшения вычислительной сложности угол и вектор расстояний ограничивают [34]. Для добавления инвариантности относительно поворота возможно использование усредненных значений таких матриц [33].

На практике в том числе используются являющиеся существенными для зрительного восприятия эвристические признаки Тамуры, выделенные в работе [8]:

- (1) зернистость — признак, связанный с размером образующих текстуру примитивных элементов и с расстоянием между значимыми пространственными колебаниями оттенков серого;
- (2) контраст — мера того, насколько сильно и резко может меняться цвет на изображении (признак является объединением влияний следующих факторов: разброс яркости, отделенность белого и черного цвета на яркостной гистограмме, период повтора некоторого шаблона);
- (3) направленность — признак, измеряемый с помощью гистограммы локальных направлений контуров;
- (4) линейность — признак, показывающий, насколько прямолинейны контуры на изображении;
- (5) регулярность — общая изменчивость первых четырех признаков

между различными частями изображения;

- (6) грубость — субъективная оценка грубости переходов на изображении (выраженности текстуры) [38].

Наиболее информативными считаются грубость, контраст и направленность.

Среди других известных статистических методов можно выделить метод вектора разности уровней яркости (Gray-Level Difference Vector, GLDV) и метод, основывающийся на вычислении локальных свойств гистограмм суммы и разности (Sum and Difference Histograms, SADH). В первом случае осуществляется вычисление оценок вероятности значений абсолютных разностей уровней яркости пар элементов изображения (пикселей), отстоящих друг от друга на определенном расстоянии [39]. Во втором — вычисляются локальные свойства гистограмм суммы $P_s(i)$ и разности $P_d(j)$ уровней яркости пар элементов изображения, где $i = 2, \dots, 2m$, $j = -m + 1, \dots, m - 1$ и m — число уровней квантования яркости изображения [40, 41].

2. Геометрические подходы

Повторяющийся характер расположения текстурных элементов изображения удобно оценивать с помощью функции автокорреляции, которая может использоваться для оценки степени регулярности и мелкозернистости грубой структуры текстуры. Для крупнозернистой текстуры величина автокорреляционной функции уменьшается незначительно по сравнению с областью, в которой находится мелкозернистая текстура. Автокорреляционная функция вычисляется по формуле

$$C(p, q) = \frac{MN \sum_{i=1}^{M-p} \sum_{j=1}^{N-q} I(i, j) I(i + p, j + q)}{(M - p)(N - q) \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j)^2},$$

где p и q — позиционная разница в горизонтальном и вертикальном направлениях. В геометрических методах анализа текстуры она воспринимается как нечто, составленное из «элементов» или примитивов. После того, как элементы текстуры идентифицированы, применяются два основных подхода к анализу текстуры: а) вычисление статистических признаков; б) оценка принципа расположения примитивов, что может включать в себя геометрический или синтаксический методы анализа текстуры, например, анализ диаграмм полигонов [35, 42]. В качестве способа подсчета статистических геометрических признаков текстуры можно в том числе воспользоваться рекомендациями,

представленными в работе [34], в которой информация о регионах на изображении подвергается статистическому анализу. Методы стохастической геометрии показывают весьма хорошие результаты. Например, метод, предложенный в [43] для решения задачи распознавания полутоновых текстур из области металлографии, показал, что ошибка классификации составляет 0,5% — за счет использования геометрических и яркостных особенностей полутоновых текстур. Метод анализа текстур на основе матриц смежности в том же эксперименте показывает ошибку классификации на уровне 4%.

Локальные дескрипторы (SIFT, SURF, PCA-SIFT и др.) — векторы признаков, вычисленные по отдельным фрагментам изображения [44–46]. С помощью методов вычисления локальных дескрипторов можно получить инвариантные к аффинным преобразованиям признаки. Например, в алгоритме SIFT для изображения строится пирамида Гаусса, изображения преобразуются к одному масштабу для дальнейшего вычисления их разности. В качестве потенциальных точек интереса выбираются наиболее отличающиеся пиксели изображения в том же, меньшем и большем масштабах. Для каждой точки сохраняется дескриптор, в котором сохраняются направления градиентов в пределах некоторой окрестности. В случае алгоритма PCA-SIFT размерность дескриптора уменьшается за счет применения метода главных компонент (осуществляется проецирование вектора признаков в новое пространство собственных векторов). В алгоритме SURF, менее чувствительном к шуму и повороту, но более чувствительном к изменению освещения и угла съемки, используются интегральные изображения: каждой точке ставится в соответствие величина, равная сумме значения в этой точке и значений всех точек, расположенных выше и левее [47–49].

Не менее известны энергетические текстурные характеристики Лавса [6], в которых для устранения интенсивности освещения осуществляется работа со сканирующим окном: из значения каждого центрального, относительно текущего положения окна, пикселя вычитается локальное среднее значение

$$P[r, c] = I[r, c] - \frac{\sum_{j=c-(w-1)/2}^{c+(w-1)/2} \sum_{i=r-(w-1)/2}^{r+(w-1)/2} I[i, j]}{w^2},$$

где $I = (R + G + B) / 3$, P — выходное изображение; r и c — координаты текущего пикселя; w — размер окна. После предобработки изображения путем перемножения векторов $L5, E5, S5, W5$ и $R5$ создается

ряд масок:

$$L5 = [1, 4, 6, 4, 1]$$

$$E5 = [-1, -2, 0, 2, 1]$$

$$S5 = [-1, 0, 2, 0, -1]$$

$$W5 = [-1, 2, 0, -2, 1]$$

$$R5 = [1, 4, 6, -4, 1].$$

$L5$ используется для вычисления симметричного взвешенного локального среднего значения, $E5$ — для обнаружения краев, $S5$ — для обнаружения пятен, $W5$ — для обнаружения волн и $R5$ — для обнаружения образа в виде ряби. Полученные в результате использования масок величины далее делятся на сумму весов. Затем происходит вычисление энергетических текстурных карт для каждого полученного в результате применения масок изображения. Пусть $F_k[i, j]$ — результат фильтрации пикселя $[i, j]$ с использованием k -ой маски, тогда энергетическая текстурная карта E_k для k -го фильтра определяется как

$$E_k[r, c] = \sum_{j=c-(w-1)/2}^{c+(w-1)/2} \sum_{i=r-(w-1)/2}^{r+(w-1)/2} |F_k[i, j]|.$$

Далее симметричные пары карт заменяются усредненной картой. Таким образом, каждый пиксель исходного изображения представляется как вектор значений, соответствующих ему в энергетических картах [50].

Значительных успехов достигла теория инвариантных моментов, основанная на поиске интегральных инвариантов типа

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy.$$

К примеру, авторами [51] были найдены Blur-инварианты, нечувствительные к нарушению фокуса камеры, атмосферным явлениям, вибрациям сенсоров, движению объекта и интерполяции изображения, и АМІ-инварианты (Affine Moment Invariants), которые нечувствительны к аффинным преобразованиям. Более того, они объединили их, получив СВАІ-инварианты (Combined Blur and Affine Moment Invariants), которые не меняются под воздействием эффектов, к которым нечувствительны как Blur, так и АМІ. Однако, в этой же

монографии доказывается, что не существует проективных инвариантов, состоящих из конечного числа моментов. Более того, не существует неизменных величин, состоящих из бесконечного числа моментов с положительными числами p и q . Авторы работы утверждают, что ими был найден проективный инвариант в виде бесконечного ряда произведений моментов с положительными и отрицательными значениями p и q , и который, по их же мнению, очень ограничен в практическом использовании.

3. Структурные подходы

В структурных подходах текстурного анализа ожидается, что текстуры состоят из простых текстурных примитивов согласно определенному правилу размещения, а эти примитивы регулярно или почти регулярно повторяются. Выделяют три основных подхода в структурном распознавании [52]: 1) синтаксически ориентированное распознавание; 2) распознавание графовых образов [53]; 3) распознавание древовидных структур с модификацией определения грамматики, определением функции ранжирования и сменой правил подстановки [35, 36].

Для того, чтобы учесть случайный характер текстур, вводят стохастические языки и грамматики. Пример использования такого подхода показан в работе [54]. Полученное описание отличается чувствительностью к шумовым искажениям и плохо подходит для анализа текстур с неявно выраженными периодическими свойствами (т.е. в первую очередь реальных изображений). В работе [55] яркости элементов, расположенных вдоль строки, представляются как дерево соотношений, описывающее рекурсивное разбиение для функции яркости. Такое разбиение осуществляется в точке наименьшего из относительных минимумов. Такие точки и краевые значения функции яркости используются на следующем шаге рекурсии [37].

В работе [56] описаны признаки, базирующиеся на длинах серий (под термином длина серии понимается число элементов строки растра, имеющих постоянную яркость). Опишем далее кратко эти признаки: 1) вес линий, имеющих постоянную оптическую плотность, характеризуется тем, что для любого уровня серого вес каждой линии увеличивается по мере увеличения длины; 2) распределение уровней серого, признак имеет минимум в тех случаях, когда число линий постоянной оптической плотности равномерно распределено по уровням серого; 3) распределение длины линий постоянной оптической

плотности, имеет минимум при равномерном распределении; 4) относительное число линий постоянной оптической плотности, значение признака максимально, когда все линии имеют малые длины [57].

4. Спектральные подходы

Для работы с текстурой изображения в различных масштабах используется Фурье-и вейвлет-анализ. Преобразование Фурье следует рассматривать как разложение сигнала на частотную и амплитудную составляющие, то есть обратимый переход от временного в частотное пространство [58]. Применительно к изображениям преобразование Фурье используется в том числе для выявления периодических структур, которое можно использовать для детектирования объектов. В качестве входных данных выступает двумерное изображение с наложенным шумом. Пусть имеется входное изображение I размером $N \times M$, где N и M — его высота и ширина, тогда представление двумерного сигнала в частотной области происходит по формуле [59]:

$$\bar{I}[i_1, i_2] = \frac{1}{N \cdot M} \sum_{k_1=0}^{N-1} \sum_{k_2=0}^{M-1} I[k_1, k_2] \cdot \exp \left(j \frac{2\pi}{N} i_1 k_1 + j \frac{2\pi}{M} i_2 k_2 \right), \quad j = \sqrt{-1}.$$

В случае вейвлета-анализа осуществляется разложение сигнала по базисным функциям (вейвлетам), которые строятся на основе порождающего вейвлета с использованием операций сдвига и масштабирования. Для исходного изображения строится свертка с базисной функцией (фильтром), далее вычисляется разность полученного и исходного сигнала и строится вторая проекция этой разности, причем каждая базисная функция — сдвиг предыдущей, растянутой в определенное число раз.

Эффективными признаны фильтры независимого анализа компонент (Independent Component Analysis) и фильтры Габора [60, 61]. Первые получаются за счет анализа обучающей выборки изображений, эти фильтры локальны и подобны фильтрам Габора, однако, они отражают основные направления текстуры изображений и имеют естественный характер [48].

5. Модельные подходы

Методы на основе модели Марковского случайного поля [62, 63] оказались успешными при решении задачи качественного описания текстур. Далее приведено используемое в работах [64–66] описание модели изображения. Пусть S — конечное множество узлов (в случае

текстуры это область определения) и G — множество значений или цветов, например, для полутонового изображения $G = [0; 1]$, а для цветного $G = [0; 1]^3$; $Z = \{Z_1, \dots, Z_m\}$ — семейство определенных на множестве S случайных переменных, каждая такая переменная Z_i принимает значение $z_i \in G$. Значение изображения I в пикселе p обозначим как $I_p = I(p)$. Семейство Z будем называть случайным полем.

Обозначим совместное событие $(Z_1 = z_1, \dots, Z_m = z_m)$ как $Z = z$, будем использовать обозначение $Z_i = z_i$ для события, когда Z_i принимает значение z_i , и обозначение $P(Z_i = z_i)$ — вероятность того, что значение переменной Z_i будет равно z_i . Система окрестностей, определяющая связь узлов друг с другом, задается как $\wp = \{\wp_s | s \in S\}$, где $\wp_s$ — множество узлов соседей для узла s . Для окрестностей характерно следующее свойство: $s \notin \wp_s$. Окрестность симметрична, если условие $s \in \wp_t$ выполняется лишь когда $t \in \wp_s$. Если для любого $z_i \in Z$ выполнено условие $P(z_i | z_{s/i}) = P(z_i | z_{\wp_i})$, то случайное поле Z — Марковское случайное поле по отношению к системе окрестности $\wp$. Обозначим через $\wp_p$ окрестность пикселя p , через $\wp_p^k$ соответственно k -ый элемент окрестности и вектор значений отсчетов текстуры для окрестности пикселя p как $I_{\wp_p} = (I(\wp_p^1), \dots, I(\wp_p^K))$. Каждое изображение, представляющее собой реализацию Марковского случайного поля с распределением P , тогда рассматривается как реализация многомерной случайной величины, которая обладает точно тем же распределением $(z_0, \dots, z_n)$, где $z_0 = I_p$, $(z_1, \dots, z_n) = z = I_{\wp_p}$. Таким образом, для анализа изображений используются характеристики выборки окрестностей $\wp(I)$ [64–66].

Фрактальный метод описания текстур [67] применяется в рамках модельных подходов. Например, фракталы успешно используются для распознавания видов облаков или островов. Если краевая линия объекта является фрактальной, то ее длина $L(\delta)$ зависит от длины эталона δ и при стремлении эталона к нулю стремится к бесконечности, причем определяемая количеством располагаемых на ней квадратов δ^2 площадь объекта $A(\delta)$ остается конечной. Тем самым, отношение периметра к квадратному корню из величины площади расходится. Для случая фрактальной береговой линии Мандельбротом было получены следующее соотношение между площадью и периметром:

$$L(\delta) = C\delta^{(1-D)} [A(\delta)]^{D/2},$$

где D — размерность фрактала, оцениваемая по следующему уравне-

нию регрессии:

$$\log(L) = C + B \log G,$$

$$D = 1 - B,$$

где B — наклон регрессии, G — величина шага и C — константа. Соотношение выполняется для любого достаточно малого эталона длины δ , позволяющего удовлетворительно обмерить самый малый из объектов [37].

6. Сравнение ряда методов на задаче удаления подстилающей поверхности

В качестве иллюстрации применимости методов текстурного анализа для обработки данных дистанционного зондирования Земли рассмотрим использование несколько таких методов на реальной задаче. Метод удаления фона с помощью гистограмм основывается на предположении о том, что фоновая область изображения занимает большую его часть. Имея систему распределения числа пикселей по яркостям, можно отсечь те пиксели, что находятся в области пиковых столбцов гистограммы. В результате после нескольких итераций удаления фоновых пикселей изображения, приведенного на Рис. 5, получаем результат обработки, явно требующий применения дополнительных инструментов (см. Рис. 6).

Далее осуществим сравнение полученного результата с тем, что дает метод анализа спектрографических текстур. В оригинальном представлении этого метода для обращения ковариационных матриц использовался алгоритм Гаусса-Жордана [68], который невозможно применить для вырожденных случаев. Предлагаемое решение под названием «Полиномиальная мера близости Евклида-Махаланобиса» — объединение изложенных в работах [69, 70] идей. Для определения расстояния между классом Y и точкой x в расстоянии Евклида-Махаланобиса используется формула

$$R_G(x, Y) = \sqrt{(x - \bar{y})^T A^{-1} (x - \bar{y})},$$

где матрица $A = C_Y + E$, а ковариационная матрица C для класса Y вычисляется по формуле

$$C_Y(i, j) = \frac{B}{|Y| - 1} = \frac{\sum_{\mu=1}^{|Y|} (\text{Point}_i^\mu - \bar{y}_i) \cdot (\text{Point}_j^\mu - \bar{y}_j)}{|Y| - 1},$$



Рис. 5. Обработка изображения

где Point_i^μ — i -ый признак μ -ой точки из класса Y :

$$R_M(x, Y) = \sqrt{(x - \bar{y})^T C_Y^{-1} (x - \bar{y})}.$$

Для решения проблемы сингулярных ковариационных матриц в работе [70] предлагается с помощью сингулярного разложения представить матрицу B как UWU^T , при этом матрица W оказывается диагональной, а все элементы главной диагонали положительны и отсортированы в порядке убывания. Если хотя бы один из них равен нулю, то матрица B является необратимой. Для того, чтобы сделать ее обратимой, необходимо прибавить к элементам диагонали малые положительные числа δ^2 :

$$W_{\delta^2} = \begin{pmatrix} \omega_1 + \delta^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \omega_d + \delta^2 \end{pmatrix}.$$

Для получения новой матрицы $C_Y^{\delta^2}$ производится обратное преобразование:

$$C_Y^{\delta^2} = \frac{UW_{\delta^2}U^T}{|Y| - 1}.$$

Полиномиальное расстояние Махаланобиса тогда вычисляется как

$$R_{M\delta^2}(x, Y) = \sqrt{(x - \bar{y})^T (C_Y^{\delta^2})^{-1} (x - \bar{y})},$$

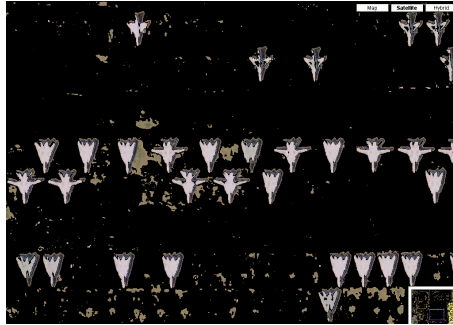


Рис. 6. Результат применения метода на основе гистограмм

а предложенная полиномиальная мера близости Евклида-Махаланобиса как

$$R_{G\delta^2}(x, Y) = \sqrt{(x - \bar{y})^T (C_Y^{\delta^2} + E)^{-1} (x - \bar{y})}.$$

Для определения оптимального значения δ^2 производится перебор по сетке с оценкой точности и полноты на обучающей выборке.

Результат работы метода анализа спектрографических текстур на том же изображении показан на Рис. 7. Можно отметить, что метод выгодно отличается минимальным количеством выделенных побочных объектов, не относящихся к целевым. Полученные результирующие объекты схожи с теми, что мы имеем после 32 итераций метода на основе гистограмм. При этом обеспечивается в 15 раз более высокая скорость обработки данных. Кроме того, можно оценить и другие характеристики, в частности, качество распознавания выделенных разными способами объектов одной и той же нейронной сетью Хемминга, а также количество фоновых объектов, отнесенных к целевым.

Результат обработки с помощью метода на основе использования коэффициентов Харалика [33] показан на Рис. 8. Получаемые изображения достаточно близки к тем, что дает метод анализа спектрографических текстур, однако общее время обработки снимков методом на основе коэффициентов Харалика в полтора раза выше.

Эксперименты показывают, что на изображениях, обработанных методом гистограмм, выделяется до 85% целевых объектов. Метод анализа спектрографических текстур и метод на основе коэффициентов Харалика позволяют находить 99,9% целевых объектов. Кроме

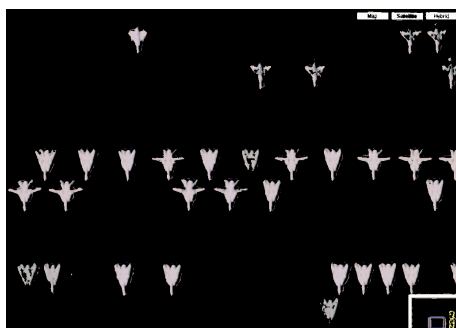


Рис. 7. Удаление фона с помощью метода анализа спектрографических текстур



Рис. 8. Удаление фона с помощью коэффициентов Харалика

того, количество фоновых объектов, отнесенных к целевым оказывается в среднем в 12,5 раз ниже. Дополнительный пример работы метода гистограмм и выделения обнаруженных объектов на кадрах видеосъемки реального беспилотного летательного аппарата, сделанной при поиске упавшего самолета, показан на Рис. 9, метод анализа спектрографических текстур — на Рис. 10.

Заключение

Рассмотренные методы текстурного анализа могут найти применение при обработке данных, получаемых с камер, устанавливаемых на спутниковой аппаратуре и на подвижных летательных аппаратах. Описанные подходы отличает высокая скорость обработки данных и хорошая проработанность математического аппарата, используемого



Рис. 9. Удаление фона с помощью метода гистограмм



Рис. 10. Удаление фона с помощью метода анализа спектрографических текстур

ведущими зарубежными и отечественными исследователями. Анализ полученных результатов позволяет говорить о перспективности применения методов текстурного анализа в задачах картографии и разведки.

Список литературы

- [1] А. А. Мицель, Н. В. Колодникова, К. Т. Протасов. *Непараметрический алгоритм текстурного анализа аэрокосмических снимков* // Изв. Томского политехнич. ун-та, 2005. Т. 308, № 1, с. 65–70. ↑ 19, 20.

- [2] С. П. Новгородцев, М. В. Телегина. *Автоматизация выделения сегментированных по текстуре областей на космических снимках*, 2013, URL <http://www.istu.ru/obshchaya-informatsiya/links/pub/viewdownload/5/1232>. ↑ 19, 21.
- [3] В. С. Сидорова. *Автоматическая классификация изображения по спектральным и текстурным признакам на основе многомерной гистограммы*, 2007, URL <http://loi.sssc.ru/lab/RFFI07/ru/svs.htm>. ↑ 19, 22.
- [4] R. M. Haralick. *Statistical and structural approaches to texture* // Proceedings of the IEEE, 1979. Vol. **67**, no. 5, p. 768–804. ↑ 19, 21.
- [5] R. M. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein. *Textural features for image classification* // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973. Vol. **3**, p. 610–621. ↑ 19.
- [6] K. I. Laws. *Rapid texture identification* // SPIE, 1980. Vol. **238**, p. 376–380. ↑ 19, 25.
- [7] H. Tamura, S. Mori, T. Yamawaki. *Psychological and computational measurements of basic textural features and their comparison* // Proc. 3rd Int. Joint Conf. Pattern Recognition, 1976, p. 273–277. ↑ 20.
- [8] H. Tamura, S. Mori, T. Yamawaki. *Textural features corresponding to visual perception* // IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, 1978. Vol. **8**, p. 400–473. ↑ 20, 23.
- [9] H. Niemann. *Pattern analysis*. Springer Series in Information Sciences, Vol. **4**. Berlin: Springer-Verlag, 1981. — 302 p. ↑ 20.
- [10] J. P. Serra. *Image analysis and mathematical morphology*. London: Academic Press, 1982. — 610 p. ↑ 20.
- [11] J. P. Serra. *Theoretical bases of the Leitz texture analyses system* // Leitz Sci. Tech. Inform., 1974. Vol. **1**, no. 4, p. 125–136. ↑ 20.
- [12] D. Chetverikov. *Detecting defects in texture* // Proceedings of the 9th international Conference on pattern Recognition, 1988, p. 61–63. ↑ 20.
- [13] D. Chetverikov. *Pattern orientation and texture symmetry* // Computer Analysis of Images and Patterns. Springer Lecture Notes in Computer Science, 1995. Vol. **970**, p. 222–229. ↑ 20.
- [14] D. Chetverikov, R. M. Haralick. *Texture anisotropy, symmetry, regularity: recovering structure from interaction maps* // Pmc. British Machine Vision Conference, 1995, p. 57–66. ↑ 20.
- [15] D. Chetverikov. *Texture feature based interaction maps and structural filtering* // 20th Workshop of the Austrian Pattern Recognition Group, 1996, p. 143–157. ↑ 20.
- [16] D. Chetverikov. *Texture imperfections* // Pattern Recognition, 1987. Vol. **6**, p. 45–50 (english). ↑ 20.
- [17] П. П. Кольцов. *Сравнительное изучение алгоритмов выделения и классификации текстур* // Журнал вычислительной математики и математической физики, 2011. Т. **51**, № 8, с. 1561–1568. ↑ 20.
- [18] Н. Г. Федотов. *Методы стохастической геометрии в распознавании образов*. М.: Радио и связь, 1990. — 144 с. ↑ 20.

- [19] Н. Г. Федотов, А. А. Кадыров. *Новые признаки изображений, инвариантные относительно группы движений и аффинных преобразований* // Автометрия, 1997. Т. 4, с. 65–79. ↑ 20.
- [20] Н. Г. Федотов. Теория признаков распознавания образов на основе стохастической геометрии и функционального анализа. М.: Физматлит, 2009. — 304 с. ↑ 20.
- [21] N. G. Fedotov, D. A. Mokshanina. *Recognition of halftone textures from the standpoint of stochastic geometry and functional analysis* // Journal Pattern Recognition and Image Analysis archive, 2010. Vol. 20, no. 4, p. 551–556. ↑ 20.
- [22] Д. А. Мокшанина. *Распознавание полутоновых текстур на основе стохастической геометрии и функционального анализа*, Дис... кан. тех. наук, Пенза, (2010). ↑ 20.
- [23] А. А. Рогов, К. Н. Спиридонов. *Применение спектра фрактальных размерностей Реньи как инварианта графического изображения* // Вестник Санкт-Петербургского университета, 2008. Т. 10, № 2, с. 30–43. ↑ 20.
- [24] К. Н. Спиридонов. *Применение спектра обобщенных фрактальных размерностей Реньи для сравнения текстур изображений*, Дис... кан. тех. наук, Петрозаводск, (2008). ↑ 20.
- [25] А. А. Потапов. *Новые информационные технологии на основе вероятностных текстурных и фрактальных признаков в радиолокационном обнаружении малоконтрастных целей* // Радиотехника и электроника, 2003. Т. 48, № 9, с. 1101–1119. ↑ 20.
- [26] W. Su, C. Zhang, J. Yang, H. Wu, L. Deng, W. Ou, A. Yue, M. Chen. *Analysis of wavelet packet and statistical textures for object-oriented classification of forest-agriculture ecotones using SPOT 5 imagery* // International Journal of Remote Sensing, 2012. Vol. 33, no. 11, p. 3557–3579. ↑ 20.
- [27] Y. Han, H. Kim, J. Choi, Y. Kim. *A shape-size index extraction for classification of high resolution multispectral satellite images* // International Journal of Remote Sensing, 2012. Vol. 33, no. 6, p. 1682–1700. ↑ 20.
- [28] В. П. Фраленко. *Анализ спектрографических текстур данных дистанционного зондирования Земли* // Искусственный интеллект и принятие решений, 2010. Т. 2, с. 11–15. ↑ 20, 21.
- [29] R. Lerski, K. Straughan, L. Shad, D. Boyce, S. Bluml, I. Zuna. *MR image texture analysis an approach to tissue characterisation* // Magnetic Resonance Imaging, 1993. Vol. 11, p. 873–887. ↑ 20.
- [30] M. Strzelecki. *Segmentation of textured biomedical images using neural networks*, PhD Thesis, Technical University of Lodz, Poland, (1995). ↑ 20.
- [31] А. Н. Виноградов, Ф. В. Калугин, М. Д. Недев, С. В. Погодин, А. А. Талалаев, И. П. Тищенко, В. П. Фраленко, В. М. Хачумов. *Выделение и распознавание локальных объектов на аэрокосмических снимках* // Авиакосмическое приборостроение, 2007. Т. 9, с. 39–45. ↑ 21.
- [32] А. И. Смирнова, В. М. Хачумов. *Метод обработки мультиспектральных снимков дистанционного зондирования Земли* // Авиакосмическое приборостроение, 2013. Т. 2, с. 50–56. ↑ 21.

- [33] N. K. Abbadi, N. S. Dahir, Z. A. Alkareem. *Skin texture recognition using neural networks* // Proc. Int'l Arab Conf. on Information Technology, 2008, p. 1–4. ↑ 21, 23, 32.
- [34] O. L. Vovk. *Evaluation of statistical features for texture classification* // The Visnyk of the SSU, 2004. Vol. **71**, no. 12, p. 98–105. ↑ 22, 23, 25.
- [35] С. Г. Антощук, Н. А. Сербина. *Система распознавания текстурных изображений при экологическом мониторинге* // Искусственный интеллект, 2002. Т. **4**, с. 406–413. ↑ 22, 24, 27.
- [36] B. Julesz. *Experiments in the visual perception of textures* // Sci. Amer., 1975. Vol. **232**, p. 34–43. ↑ 22, 27.
- [37] В. Т. Фисенко, Т. Ю. Фисенко. *Компьютерная обработка и распознавание изображений. Учебное пособие*. СПб.: СПбГУИТМО, 2008. — 192 с. ↑ 22, 27, 30.
- [38] А. В. Гайдель, С. С. Первушкин. *Исследование текстурных признаков для диагностики заболеваний костной ткани по рентгеновским изображениям* // Компьютерная оптика, 2013. Т. **37**, № 1, с. 113–119. ↑ 22, 24.
- [39] J. S. Weszka, C. R. Dyer, A. A. Rosenfeld. *A comparative study of texture measures for terrain classification* // IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, 1976. Vol. **6**, no. 4, p. 269–285. ↑ 24.
- [40] M. Unser. *Sum and difference histograms for texture classification* // IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986. Vol. **8**, no. 1, p. 118–125. ↑ 24.
- [41] В. Г. Астафуров, Т. В. Евсюткин, К. В. Курьянович, А. В. Скороходов. *Статистическая модель текстуры изображений различных типов облачности по данным MODIS* // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2013. Т. **10**, № 4, с. 188–197. ↑ 24.
- [42] M. Tuceryan, A. K. Jain. *Texture segmentation using Voronoi polygons* // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990. Vol. **12**, p. 211–216. ↑ 24.
- [43] Д. А. Мокшанина. *Применение аппарата стохастической геометрии и функционального анализа к решению проблемы анализа и распознавания полутоновых текстур из области металлографии* // Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике. — Пенза: ПДЗ, 2010, с. 29–31. ↑ 25.
- [44] L. David. *Object recognition from local scale-invariant features* // Proceedings of the International Conference on Computer Vision, 1999. Vol. **2**, p. 1150–1157. ↑ 25.
- [45] H. Bay, T. Tuytelaars, L. V. Gool. *SURF: speeded up robust features* // Computer Vision and image Understanding, 2008. Vol. **110**, no. 3, p. 346–359. ↑ 25.
- [46] Y. Ke, R. Sukthankar. *PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors* // CVPR'04 Proceedings of the 2004 IEEE computer society conference on Computer vision and pattern recognition, 2004, p. 506–513. ↑ 25.
- [47] *Summed area table*. Wikipedia, URL http://en.wikipedia.org/wiki/Integral_image. ↑ 25.

- [48] Ю. С. Гладышева. *Поиск изображений по признаку самоподобных локальных дескрипторов*, 2011., URL [http://se.math.spbu.ru/.../Gladysheva Julija - text.pdf](http://se.math.spbu.ru/.../Gladysheva%20Julija-text.pdf) . ↑ 25, 28.
- [49] С. Н. Загоруйко, В. П. Носков. *Последовательная регистрация дальнометрических и телевизионных данных при построении трехмерной модели внешней среды* // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2013. Т. 8, URL <http://sntbul.bmstu.ru/doc/593794.html>. ↑ 25.
- [50] И. В. Мин. *Two-phase kernel* // Современная техника и технологии (СТТ-2013), Секция 7: Информатика и управление в технических системах, 2013, с. 290–292. ↑ 26.
- [51] J. Flusser, T. Suk, B. Zitova. *Moments and moment invariants in pattern recognition*. NY.: John Wiley & Sons Ltd, 2009.— 296 p. ↑ 26.
- [52] Дж. Ту, Р. Гонсалес. *Принципы распознавания образов*. М.: Мир, 1978.— 412 с. ↑ 27.
- [53] A. C. Shaw. *Parsing of graph-representable pictures* // J. ACM, 1970. Vol. 17, no. 3, p. 453–481. ↑ 27.
- [54] S. Y. Lu, K. S. Fu. *A syntactic approach to texture analysis* // Comput. Graph. Image Proc., 1978. Vol. 7, no. 3, p. 303–330. ↑ 27.
- [55] R. W. Ehrlich, J. P. Foith. *A view of texture topology and texture description* // Comput. Graph. Image Proc., 1978. Vol. 8, no. 2, p. 174–202. ↑ 27.
- [56] Г. А. Андреев, О. В. Базарский, А. С. Глауберман, А. И. Колесников, Ю. В. Коржик, Я. Л. Хлявич. *Анализ и синтез случайных пространственных текстур* // Зарубежная радиоэлектроника, 1984. Т. 2, с. 3–33. ↑ 27.
- [57] Н. В. Колодников. *Обзор текстурных признаков для задач распознавания образов* // Доклады ТУСУРа. Автоматизированные системы обработки информации, управления и проектирования, 2004, с. 113–124. ↑ 28.
- [58] А. А. Афонский, В. П. Дьяконов. *Цифровые анализаторы спектра, сигналов и логики*. М.: СОЛОН-Пресс, 2009.— 248 с. ↑ 28.
- [59] И. С. Грузман, В. С. Киричук, В. П. Косых, Г. И. Перетягин, А. А. Спектор. *Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учебное пособие*. Новосибирск: НГТУ, 2002.— 352 с. ↑ 28.
- [60] A. J. Bell, T. J. Sejnowsky. *The “independent components” of natural scenes are edge filters* // Vision Research, 1997. Vol. 37, no. 23, p. 3327–3338. ↑ 28.
- [61] В. А. Сойфер. *Методы компьютерной обработки изображений*. М.: Физматлит, 2003.— 459 с. ↑ 28.
- [62] Z. L. Stan. *Markov random field in image analysis*. Berlin: Springer-Verlag, 2009.— 362 p. ↑ 28.
- [63] G. Winkler. *Image analysis, random fields and dynamic Monte Carlo methods*. Berlin: Springer-Verlag, 1995.— 324 p. ↑ 28.
- [64] А. И. Пластинин, А. Г. Храмов, В. А. Сойфер. *Обнаружение текстурных неоднородностей на микромасштабных изображениях материалов* // Компьютерная оптика, 2011. Т. 35, № 2, с. 158–165. ↑ 28, 29.

- [65] А. И. Пластинин, А. В. Куприянов. *Модель Марковского случайного поля в задачах синтеза и анализа текстурных изображений* // Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета, 2008. Т. 2, с. 252–257. ↑ 28, 29.
- [66] А. И. Пластинин. *Метод формирования признаков текстурных изображений на основе Марковских моделей*, Дис... кан. тех. наук, Самара, (2012). ↑ 28, 29.
- [67] Е. Федер. *Фракталы*. Учебное издание. М.: Мир, 1991.— 259 с. ↑ 29.
- [68] S. Lipschutz, M. Lipson. *Schaum's Outlines: Linear Algebra*. NY.: McGraw-hill, 2009.— 425 p. ↑ 30.
- [69] С. А. Амелькин, А. В. Захаров, В. М. Хачумов. *Обобщенное расстояние Евклида-Махаланобиса и его свойства* // Информационные технологии и вычислительные системы, 2006. Т. 4, с. 40–44. ↑ 30.
- [70] G. Grudic, J. Mulligan. *Outdoor path labeling using polynomial Mahalanobis distance* // Proc. of Robotics: Science and Systems, 2006, p. 16–19. ↑ 30, 31.

Рекомендовал к публикации

к.т.н. Е. П. Куршев

Об авторе:

Виталий Петрович Фраленко



К.т.н., старший научный сотрудник ИПС им. А.К. Айламазяна РАН, автор более 65 публикаций. Область научных интересов: интеллектуальный анализ данных и распознавание образов, искусственный интеллект и принятие решений, параллельные алгоритмы, сетевая безопасность, диагностика подсистем космических аппаратов.

e-mail:

alarmod@pereslavl.ru

Образец ссылки на эту публикацию:

В. П. Фраленко. *Методы текстурного анализа изображений, обработка данных дистанционного зондирования Земли* // Программные системы: теория и приложения: электрон. научн. журн. 2014. Т. 5, № 4(22), с. 19–39.

URL

http://psta.psiras.ru/read/psta2014_4_19-39.pdf

Vitaly Fralenko. *Methods of image texture analysis, Earth remote sensing data processing*.

ABSTRACT. This paper proposes the results of texture description and recognition methods scientific review, raised the issue of texture analysis methods efficient using in the cartography and scouting problems. Achieved practical comparison of several methods for background underlying surface removing. (*In Russian*).

Key Words and Phrases: texture analysis, remote sensing, image, approach.