

УДК 621.396:771.64

О. В. СЫТНИК, канд. техн. наук

ПРОЦЕДУРА СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ БОКОВОМ ОБЗОРЕ ПОВЕРХНОСТИ ЗЕМЛИ

Повышенный интерес к проблеме исследования природной среды вызвал быстрое развитие радиолокационных (РЛ) средств зондирования поверхности земли с аэрокосмических носителей. Бортовая РЛС облучает поверхность местности в пределах зоны обзора и осуществляет запись значений мощности эхо-сигналов [1]. Каждый элемент разрешения, как правило, образован большим числом отражателей и при определенных допущениях принятые сигналы можно считать узкополосными гауссовскими процессами [2]. После детектирования и записи сигнала информация представляется в виде изображения. Отдельные физические образования на этом изображении проявляются в виде участков с различной текстурой. Причем информация о подстилающей поверхности содержится как собственно в структуре текстуры так и в границах, позволяющих осуществлять сегментацию и идентификацию наблюдаемых физических образований. Машинная обработка

и анализ подобной информации требует четкой формализации процедуры преобразования исходного изображения.

Одним из путей такой формализации есть текстурный анализ фрагментов изображения [3—6] с использованием различных моделей текстур. В силу статистического характера процесса рассеяния электромагнитных волн от шероховатых поверхностей, способа отображения информации, наличия аддитивного шума и других факторов границы между физическими образованиями на изображении, как правило, размыты. В случае, когда средняя яркость соседних участков текстур одинакова, то значительных краевых градиентов, характеризующих границу раздела, может вообще не быть. Например, как показано на рис. 1, между областью *A* и областью *C* градиент средней яркости равен нулю и отличается от нуля для локальной помехи *B*. Пример, приведенный на рис. 1, носит иллюстративный характер и очевидно процедуру обнаружения границы между детерминированными текстурами *A* и *C* можно построить на основе вычисления пространственных корреляций по соответствующим областям.

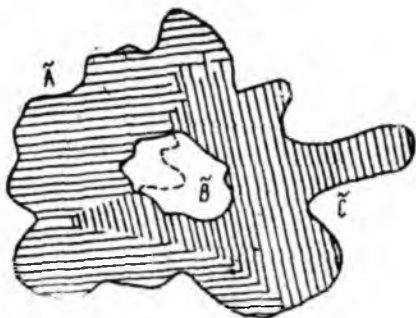


Рис. 1

Задача значительно усложняется если текстуры, подлежащие идентификации носят стохастический характер. Синтез алгоритма идентификации текстур и выделения границ между различными текстурами требует формализации описания текстуры.

Воспользуемся авторегрессионной моделью [6] описания стохастической текстуры, которая предполагает, что условная плотность вероятности элемента x_0 на изображении выражается как

$$W_{\bar{A}}(x_0/x_1, \dots, x_N) = \frac{W_{\bar{A}}(x_0, x_1, \dots, x_N)}{W_{\bar{A}}(x_1, \dots, x_N)}, \quad (1)$$

где индекс *A* означает принадлежность выборки области *A*. Для гауссовой модели соотношение (1) записывается как

$$\begin{aligned} W_{\bar{A}}(x_0/x_1, \dots, x_N) = & \\ = & \frac{[(2\pi)^{N+1} \det(\bar{K}_{N+1})]^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\vec{v}_{N+1} - \vec{\eta}_{N+1})^T\right.}{[(2\pi)^N \det(\bar{K}_N)]^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\vec{v}_N - \vec{\eta}_N)^T\right.} \times \\ & \times \frac{\bar{K}_{N+1}^{-1}(\vec{v}_{N+1} - \vec{\eta}_{N+1})}{\bar{K}_N^{-1}(\vec{v}_N - \vec{\eta}_N)}, \quad (2) \end{aligned}$$

где

$$\vec{v}_N^T = [x_1, \dots, x_N]; \quad \vec{v}_{N+1}^T = [x_0; x_1, \dots, x_N];$$

$$\vec{K}_{N+1} = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & R_{12} \dots R_{1, N+1} \\ \vdots & \vdots \\ R_{21} & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ R_{N+1, 1} & \vdots \end{bmatrix} \sigma^{-2} \vec{K}_N$$

$R_{1,2} \dots R_{1, N+1}, R_{2,1} \dots R_{N+1, 1}$ — коэффициенты корреляции элемента x_0 с элементами x_1, \dots, x_N ; $\vec{\eta}$ — вектор средних значений \vec{v} .

Рассмотрим наиболее сложный случай, когда распределение $W_{\tilde{C}}(x_0/\vec{X})$ имеет вид, аналогичный соотношению (2), однако значения параметров $\vec{\eta}_{\tilde{A}}, \vec{K}_{\tilde{A}}$ и $\vec{\eta}_{\tilde{C}}, \vec{K}_{\tilde{C}}$ отличаются друг от друга и априорно неизвестны. Будем считать, что из областей \tilde{A} и \tilde{C} можно получить обучающие выборки $\vec{X}^{\tilde{A}} = (x_1, \dots, x_N)^{\tilde{A}}$ и $\vec{X}^{\tilde{C}} = (x_1, \dots, x_N)^{\tilde{C}}$ соответственно. Оценки неизвестных матриц $\widehat{K}_{\tilde{A}}^{\tilde{A}}, \widehat{K}_{\tilde{C}}^{\tilde{C}}$ и векторов $\widehat{\eta}^{\tilde{A}}, \widehat{\eta}^{\tilde{C}}$ можно найти, например, методом максимума правдоподобия по обучающим выборкам, как это предложено в работе [7]:

$$\widehat{\eta}_{\tilde{A}}^{\tilde{A}} = N^{-1} \sum_{i=1}^N \vec{X}_i^{\tilde{A}}; \quad (3)$$

$$\widehat{K}_{\tilde{A}}^{\tilde{A}} = N^{-1} \sum_{i=1}^N (\vec{X}_i^{\tilde{A}} - \widehat{\eta}^{\tilde{A}})(\vec{X}_i^{\tilde{A}} - \widehat{\eta}^{\tilde{A}})^T. \quad (4)$$

Соотношения для оценок $\widehat{\eta}_{\tilde{C}}^{\tilde{C}}$ и $\widehat{K}_{\tilde{C}}^{\tilde{C}}$ имеют вид, аналогичный формулам (3), (4) соответственно. Причем считаем $\widehat{\eta}_{\tilde{A}}^{\tilde{A}} = \widehat{\eta}_{\tilde{C}}^{\tilde{C}} = \vec{\eta}_N$. Для того чтобы классифицировать текущее наблюдение \vec{X} , можно воспользоваться оптимальным алгоритмом проверки гипотез о корреляционной матрице нормального распределения [8], заменив неизвестные корреляционные матрицы в уравнении (2) их оценками (4). При этом правило классификации выглядит так: очередная наблюдаемая выборка \vec{X}_N принадлежит области \tilde{C} , если

$$(\vec{X} - \vec{\eta})^T (\widehat{K}_{\tilde{C}}^{\tilde{C}} - \widehat{K}_{\tilde{A}}^{\tilde{A}}) (\vec{X} - \vec{\eta}) \geq 2 \ln C + \ln \frac{\det \widehat{K}_{\tilde{A}}^{\tilde{A}}}{\det \widehat{K}_{\tilde{C}}^{\tilde{C}}}, \quad (5)$$

где C — константа, равная отношению априорных вероятностей принадлежности выборки \vec{X} областям \tilde{A} и \tilde{C} соответственно. Заменив, $\vec{Y} = \vec{j}^T (\vec{X} \vec{\eta})$, получим $\vec{Y}^T = (y_1, \dots, y_N)$, где \vec{j} определяется из соотношения

$$\widehat{K}_{\tilde{A}}^{\tilde{A}} \vec{j} = \widehat{K}_{\tilde{C}}^{\tilde{C}} \vec{j} \Lambda, \quad (6)$$

и Λ — диагональная матрица, элементы $\hat{\lambda}_1, \dots, \hat{\lambda}_N$ которой являются корнями уравнения

$$\det [\hat{K}_N^C - \hat{\lambda} \hat{K}_N^A] = 0. \quad (7)$$

С учетом выражений (5), (6) решающее правило сводится к простому виду

$$\sum_{i=1}^N (1 - \hat{\lambda}_i^{-1}) y_i^2 \geq 2 \ln C + \sum_{i=1}^N \ln \hat{\lambda}_i. \quad (8)$$

Данное решающее правило является статистической процедурой сегментации исходной текстуры на подобласти, характеризующиеся статистической однородностью текстуры. При этом результатом применения правила (8) к реальному изображению типа рис. 1 приводит к формированию бинарного изображения $\chi(x/\bar{A}, \bar{C})$, состоящего из 0 и 1:

$$\chi(x/\bar{A}, \bar{C}) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \in \bar{A}; \\ 0, & \text{если } x \in \bar{C}. \end{cases} \quad (9)$$

Выделение границы между областями A и C может теперь быть осуществлено с помощью какого-либо, например, градиентного алгоритма обнаружения границ.

Однако алгоритмы, базирующиеся на вычислении краевых градиентов, совместно с правилом классификации (8) оказываются практически незащищенными от локальных помех, поражающих часть обнаруживаемого контура. Поэтому для повышения эффективности процедуры обработки стохастических текстур целесообразно пойти на некоторое усложнение алгоритма.

В частности, представим полученное бинарное изображение $\chi(x/\bar{A}, \bar{C})$ как некую функцию пространства сигналов, содержащую информацию о контуре переходной границы между текстурами \bar{A} и \bar{C} . При этом оказывается возможным осуществить переход из пространства сигналов в пространство спектра параметров путем следующего преобразования:

$$\begin{aligned} S(\bar{A}) &= H[\chi(x/\bar{A}, \bar{C})] = \\ &= \int \dots \int_{R^n} \chi(x/\bar{A}, \bar{C}) \delta[\varphi(x, \bar{A})] dx = \\ &= \int \dots \int_{R^n} \chi(x/\bar{A}, \bar{C}) \chi(x/\{\varphi(x, \bar{A}) = 0\}) dx, \end{aligned} \quad (10)$$

известного в литературе под названием преобразования Хо [9]. В выражении (10) функция $\varphi(x, \bar{A})$ — есть аналитически заданная аппроксимация эталонного контура, характеризующего границу между областями \bar{A} и \bar{C} , а вектор \bar{A} — вектор параметров. Например, если применяется кусочно-ломанная аппроксимация, то вектор $\bar{A} = (a_0^1, a_1^1; \dots; a_0^p, a_1^p)$. Если эталон описывается в виде дискретного множества точек, образованных концами радиус-векторов, проведенных

из начала координат, то вектор параметров выразится соответственно как $\vec{A} = (r^1, \theta^1; \dots; r^p \theta^p)$.

Поскольку всякое бинарное изображение $\chi(x/\vec{A}, \vec{C})$ является характеристической функцией некоторого подмножества $G \cap \vec{A}, G \cap \vec{C}$, каждый спектральный отсчет $S(\vec{A})$ равен объему области, заключенной в пересечении подмножества G с $x(\vec{A})$ поверхностью. Исходя из этого определения очевидно, что максимальный спектральный отсчет $S(\vec{A}^*)$ характеризует то значение параметра $\vec{A} = \vec{A}^*$, при котором множество G в максимальной степени похоже на $x(\vec{A}^*)$ поверхность. Таким образом, каждый спектральный отсчет $S(\vec{A})$ в точке \vec{A} дает меру сходства подмножества G с обнаруживаемым контуром, имеющем параметр \vec{A} . С учетом (10) алгоритм обработки текстурной информации представляется в виде структуры, изображенной на рис. 2.

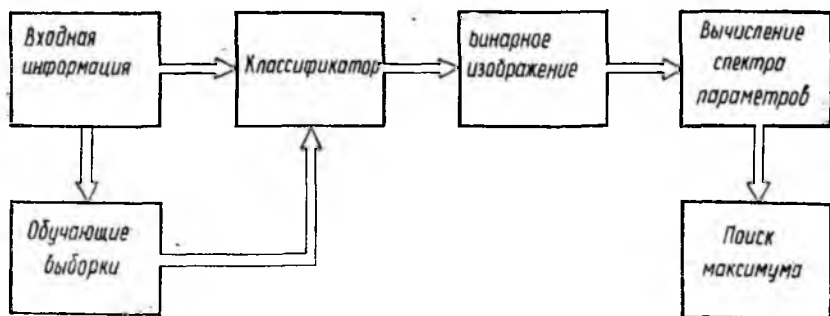


Рис. 2

Исследование алгоритма на реальных радиолокационных изображениях подтвердило его эффективность для задач сегментации РЛ-изображений. В частности, для границ, представляющих прямые линии, сегменты круга или другие допускающие аналитическую аппроксимацию функции, вероятность правильного обнаружения контура границы при локальных помехах, смазывающих контур до 60 % его длины, и соотношении сигнал-шум 3 дБ составляла 0,96. Под соотношением сигнал-шум здесь понимается отношение среднеквадратичного значения случайного процесса, вычисленного по однородному участку текстуры размера 32×32 элемента к среднеквадратичному значению искусственно введенного в изображение гауссовского шума.

Сегментация текстур при этих же условиях, но проведенная традиционным методом, включающим вычисление взаимных пространственных корреляций между исходным изображением и аналитически заданным эталоном каждого класса, обеспечивала указанную вероятность обнаружения 0,79.

Для кривых произвольной формы вероятность правильного обнаружения зависит от размера вектора параметров \vec{A} , т. е. от точности аппроксимации эталона. При этом повышение точности аппроксимации влечет за собой увеличение времени обработки. Так, обработка фрагмента РЛ изображения размера 512×512 элементов на ЭВМ ЕС 1061 требует порядка 20 мин процессорного времени при линейной аппроксимации эталона, т. е. вектор \vec{A} имеет размер, равный 2, и около 80 мин при размере \vec{A} , равном 6.

Таким образом, применение предложенной процедуры целесообразно в условиях низких соотношений сигнал-шум и при одновременном наличии существенных локальных затенений идентифицируемых контуров текстур. Алгоритм чувствителен к точности аппроксимации эталона, причем при применении его целесообразно сопоставить требуемую точность идентификации и время, затрачиваемое на обработку изображений.

Список литературы: *Справочник по радиолокации* / Под. ред. М. Скольника: Пер. с англ. К. Н. Трофимова. М., 1977. Т. 2. 408 с. 2. *Frost V. S., Shanmugan K. S. The Information Content of Synthetic Aperture Radar Images of Terrain* // IEEE Trans. Aerosp. and Electron. Syst. 1983. Vol. 19. N 5. P. 768—744. 3. *Прэнтт У. К., Фожра О. Д., Гагалович А.* Применение моделей стохастических текстур для обработки изображений // ТИИЭР. 1981. Т. 69. № 5. С. 54—64. 4. *Tulesse B., Gibbert E. N., Shepp L. A.* Inability of Humans to Discriminate Between Visual Textures That Agree in Second—Order Statistics — Revisited // Perception. 1973. Vol. 2. P. 391—405. 5. *Pratt W. K., Faugeras O. D., Gagalowish A.* Visual Discrimination of Stochastic Texture Fields // IEEE Trans. Syst. Man. Cybern. Nov. 1978. P. 434—496. 6. *Gagalowish A.* Stochastic Texture Fields Synthesis From a priori Given Second Order Statistics // Proc. IEEE Comp. Society Conf. Patten. Rec. and Image Proc. (Ch. IL. 1979). P. 376—381. 7. *Ван Трис Г.* Теория обнаружения, оценок и модуляции : Пер. с англ. / Под. ред. В. И. Тихонова. М. 1972. Т. 1. 744 с. 8. *Левин Б. П.* Теоретические основы статистической радиотехники. М., 1968. Т. 2. 504 с. 9. *Skłansky J.* On the Hough Technique for Curve Detection // IEEE Transactions on Computers. 1978. Vol. C.—27, N 10. P. 923—926.

Поступила в редколлегию 06.04.90