РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК
СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ
АВТОМЕТРИЯ
№ 1 1994

УДК 519.681

Ф. С. Краснова, В. Б. Фофанов
(Казань)

ОБ АВТОМАТИЧЕСКОМ ДЕШИФРИРОВАНИИ АЭРОКОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ. Ч. II

Работа является обобщением как оригинальных, так и известных результатов, относящихся к автоматическому дешифрированию аэрокосмических изображений. В частности, впервые в явном виде рассмотрена схема многоэтапного дешифрирования, предложено определение такого понятия, как информативность изображения. Приведены результаты экспериментов по автоматическому дешифрированию аэроизображений.

Информативность изображений и комплексирование датчиков. Настоящая работа является продолжением [1] и сохраняет ее обозначения и терминологию.

Принадлежность участка изображаемой земной поверхности (объекта) к одному из заранее выбранных классов устанавливается при помощи решающего правила по вычисленным признакам $\pi = (\pi_1, ..., \pi_\nu)$. Результат классификации зависит в значительной степени от применяемого решающего правила h, а при оптимальном h^*, вообще говоря, улучшается с ростом числа ν используемых (представленных на изображении) признаков.

Для каждого изображения x назовем его информативностью число $I(x)$, определяемое равенством

$$I(x) = 1 - \inf_H e(h),$$

которое позволяет сравнивать изображения между собой, т. е. является мерой пригодности изображения к дешифрированию. Информативность изображения является тем теоретическим пределом, который ограничивает возможности дешифрирования данного изображения.

В тех случаях, когда информативность имеющегося изображения ниже требуемой вероятности правильной классификации, бессмысленно пробовать для его дешифрирования другие методы. Необходимо взять другое, более информативное изображение или несколько изображений, обеспечивающих в совокупности требуемую информативность.

Невозможность получения одного изображения с заданной информативностью (с нужным набором признаков) приводит естественным образом к идее комплексирования датчиков.

Многоэтапное дешифрирование. Каждый признак π_j, $1 \le j \le \nu$, является некоторой функцией изображения x к требует для своего вычисления определенных вычислительных ресурсов, которые сводятся в конечном счете к габаритным размерам, массе, энергопотреблению и др. Изложенное объясняет, насколько актуально снижение требований, предъявляемых к техническим средствам автоматического дешифрирования. Поэтому коснемся одного из возможных путей решения этой задачи, основанного на представлении дешифрирования в виде многоэтапного процесса.

В некоторых случаях целесообразно, объединяя первоначально заданные классы, образовывать из них более крупные и организовывать дешифрирование в два или более этапов. При этом на первом этапе для определения одного из больших классов вычисляются не все, а только некоторые из ν признаков, образующих полный набор π. Необходимость в вычислении дополнительных признаков может появиться на следующих этапах при разбиении на более узкие классы. Например, все участки местности можно объединить в один большой класс с именем ФОН. В другой большой класс с именем НЕ ФОН попадают все подвижные средства и другие схожие объекты антропогенного происхождения. При отнесении участка изображаемой поверхности к одному из этих двух больших классов часто удается обойтись только одним признаком — яркостью. Вычисление остальных признаков: площади, габаритных размеров, формы и др. — потребуется на втором этапе только в том случае, если анализируемый участок оказался в большом классе НЕ ФОН. В противном случае вычислять недостающие признаки не требуется.

Поскольку число находящихся на местности подвижных средств, образующих класс НЕ ФОН, во много раз меньше количества участков местности, то экономия вычислительных ресурсов, получаемая от применения многоэтапности, может оказаться значительной.

О некоторых результатах экспериментов по автоматическому дешифрированию. Для экспериментов использовались изображения, являющиеся результатом регистрации изменений энергетических яркостей элементов разложения земной поверхности в трех спектральных зонах: $\lambda_1 = [0{,}4; 1{,}1]$, $\lambda_2 = [3; 5]$, $\lambda_3 = [8; 13]$ мкм. На них представлены только такие свойства местности и расположенных на ней объектов, которые передаются этими изменениями.

Выявлению подлежали различные инженерные сооружения с габаритными размерами, не превышающими 7 м. Их проекции в плане были достаточно близки по форме к прямоугольникам. Для разнообразия они размещались на заросших травой, кустарником и редким лесом участках и были разбиты условно на три класса.

Сторона элемента разложения на местности составляла примерно 0,3 м. Поэтому в качестве признаков, кроме изменения яркости, использовались площадь, ширина, длина, периметр, которые можно было вычислить по изображению посредством его дополнительного анализа.

Для дешифрирования была выбрана 6-этапная схема с применением восьми признаков: $\nu = 8$. На первом этапе по изменению яркости и средней площади объектов шло разбиение на два больших класса. В один из них попадали участки земной поверхности, представляющие интерес для дальнейшего анализа, — так называемые зоны интереса. В другом оказались участки местности — фон. Если участок земной поверхности оказывался фоном, его анализ прекращался. В противном случае на каждом из последующих четырех этапов вычислялось по одному дополнительному признаку и принималось решение или о прекращении анализа, или о его продолжении. Пятый этап заканчивался принятием решения о наличии или отсутствии в зоне интереса одного из заданных объектов. На шестом этапе для объекта вычислялись еще три признака: ширина, длина, периметр — и по ним с учетом ранее вычисленной площади определялся его класс.

Всего для дешифрирования было представлено 34 объекта. Для каждого из них оценивались средняя яркость m_o и ее дисперсия σ_o^2 по формулам

$$m_o = \frac{1}{|A|}\sum_{a\in A} x_a, \qquad \sigma_o^2 = \frac{1}{|A|}\sum_{a\in A}(x_a - m_o)^2.$$

По таким же формулам для окрестности каждого объекта оценивались средняя яркость $m_\text{ф}$ и ее дисперсия $\sigma_\text{ф}^2$.

$N_г$	k	$N_к$	$N_п$
1	$k \le 1{,}0$	9	2
2	$1{,}0 < k \le 1{,}5$	12	7
3	$1{,}5 < k \le 2{,}0$	7	6
4	$2{,}0 < k \le 2{,}5$	3	3
5	$2{,}0 < k$	3	2

В зависимости от величины отношения

$$k = \frac{|m_o - m_ф|}{\sigma_o + \sigma_ф},$$

косвенно характеризующего сложность условий, все объекты были разделены на пять групп. В таблице показаны результаты дешифрирования по каждой группе, соответствующие пятому этапу. В первом столбце указан номер группы, во втором — диапазон изменений k, в третьем — количество объектов, оказавшихся в данной группе, и в четвертом — количество объектов, правильно классифицированных.

Доказательство теорем. Исходным пунктом построений является множество Ω, элементы которого называются объектами. Ω разбито на конечное число $|J|$ классов $(\Omega_j)_{j \in J}$. Пусть A — наименьшая σ-алгебра подмножеств из Ω, содержащая все классы, и P — вероятностная мера на ней. Тройка (Ω, A, P) называется, как известно [2], вероятностным пространством.

Элементы из A называются событиями. Если $D \in A$, то множество всех пересечений вида

$$A \cap D, \qquad A \in A,$$

будет σ-алгеброй A_D подмножеств из D. Если, кроме того, $P(D) > 0$, то равенство

$$P_D(A \cap D) = \frac{P(A \cap D)}{P(D)}$$

определяет на A_D вероятность P_D. Таким образом, получаем новое вероятностное пространство (D, A_D, P_D).

Относительно всех рассматриваемых отображений предполагается их измеримость в соответствующих σ-алгебрах: f измерима относительно A, h — относительно борелевской σ-алгебры в R^v.

Доказательство теоремы 1. Для каждого $h_1 \in H_1$ можно определить $h_2 \in H_2$ по правилу

$$h_2(\pi_1, \ldots, \pi_{v_1}, \ldots, \pi_{v_2}) = h_1(\pi_1, \ldots, \pi_{v_1}).$$

С учетом этого равенства и определений f_1 и f_2 получаем

$$e_2(h_2) = \sum_{j \in J} P(\Omega_j)P(h_2(f_2(\omega)) \ne j \mid \Omega_j) = \sum_{j \in J} P(\Omega_j)P(h_1(f_1(\omega)) \ne j \mid \Omega_j) = e_1(h_1).$$

Последнее равенство означает, что для каждого $h_1 \in H_1$ существует $h_2 \in H_2$ с таким же качеством. Из определений H_1 и H_2 следует, что $H_1 \subset H_2$. Поэтому

$$\inf_{H_2} e_2(h_2) \le \inf_{H_1} e_1(h_1).$$

Доказательство теоремы 2. На основании (1) из [1] получаем для $e_K(h_K)$

$$e_K(h_K) = \sum_{k \in K} P(\Omega_{J_k})P(h_K(f(\omega)) \ne k \mid \Omega_{J_k}).$$

С учетом определений h_K, Ω_{J_k} и условных вероятностей произведение под знаком суммы в последнем равенстве можно записать в виде

$$P(h_J(f(\omega)) \neq l,\ l \in J_k,\ \bigcup_{j \in J_k} \Omega_j).$$

Так как вероятность произведения не превосходит вероятности любого сомножителя, то справедливо неравенство

$$P(h_J(f(\omega)) \neq l,\ l \in J_k,\ \Omega_j) \leq P(h_J(f(\omega)) \neq j,\ \Omega_j).$$

Поэтому

$$e_K(h_K) = \sum_{k \in K} \sum_{j \in J_k} P(h_J(f(\omega)) \neq l,\ l \in J_k,\ \Omega_j) \leq \sum_{k \in K} \sum_{j \in J_k} P(h_J(f(\omega)) \neq l,\ \Omega_j) =$$

$$= \sum_{k \in K} \sum_{j \in J_k} P(\Omega_j) P(h_J(f(\omega)) \neq j \mid \Omega_j) = e_J(h_J).$$

Доказательство теоремы 3. С учетом грубого разбиения $(\Omega_{J_k})_{k \in K}$ множества Ω ошибку классификации от применения решающего правила можно записать в виде

$$e_J(h_J) = \sum_{k \in K} \sum_{j \in J_k} P(\Omega_j) P(h_J(f(\omega)) \neq j \mid \Omega_j) = \sum_{k \in K} P(\Omega_{J_k}) \sum_{j \in J_k} \frac{P(h_J(f(\omega)) \neq j,\ \Omega_j)}{P(\Omega_{J_k})}.$$

Используя (7) и (8) из [1], получаем

$$e_J(h_J) = \sum_{k \in K} P(\Omega_{J_k}) \sum_{j \in J_k} \frac{P(h_J(f(\omega)) Ex_{J_k}(f(\omega)) \neq j,\ \Omega_j)}{P(\Omega_{J_k})} =$$

$$= \sum_{k \in K} P(\Omega_{J_k}) \sum_{j \in J_k} P_{J_k}(\Omega_{J_k}) P_{J_k}(h_{J_k}(f(\omega)) \neq j \mid \Omega_j).$$

Таким образом, равенство (9) из [1] доказано.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Краснова Ф. С., Фофанов В. Б.** Об автоматическом дешифрировании аэрокосмических изображений. Ч. I // Автометрия.—1993.—№ 6.
2. **Неве Ж.** Математические основы теории вероятностей: Пер. с франц.—М.: Мир, 1969.

Поступила в редакцию 11 марта 1993 г.