

УДК 621.396.96

АНАТОЛІЙ В. ПОПОВ

Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского "ХАИ", Украина

МЕТОД ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ ОБЪЕКТОВ В УСЛОВИЯХ СУЩЕСТВЕННОЙ АПРИОРНОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Проблема распознавания объектов возникает во многих задачах обработки данных дистанционного зондирования, например, при поисково-спасательных работах с использованием авиационных и космических носителей. При этом, как правило, достоверная априорная информация о характеристиках объектов отсутствует. Предлагается статистический метод распознавания объектов, не требующий полной априорной информации. Получено выражение для решающего правила в предположении гауссовского распределения признаков объектов, проведено сравнение предлагаемого метода с методом максимума апостериорной вероятности.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, распознавание объектов, априорная неопределенность, вероятностный фильтр, вероятность ошибки.

Введение

Системы дистанционного зондирования (ДЗ) Земли с космических, авиационных и беспилотных носителей сегодня находят все более широкое применение при решении задач дистанционного экологического мониторинга окружающей среды, зон чрезвычайных ситуаций, при поисково-спасательных работах и т.д. При этом могут использоваться оптические, инфракрасные и радиолокационные сенсоры [1 – 3]. Распознавание объектов ДЗ по данным бортовых сенсоров при решении таких задач имеет ряд специфических особенностей.

Во-первых, при выполнении поисковых или мониторинговых полетов далеко не всегда имеется возможность предварительного досконального анализа обстановки в зондируемом районе и определения полного множества возможных классов наблюдаемых объектов. И даже при проведении такого предварительного анализа, например, с использованием геоинформационных технологий [4], не исключена возможность появления во время полета неучтенного объекта, например, мобильного (неподвижного в момент его зондирования).

Кроме того, как правило, отсутствует достоверная информация о вероятности появления объектов в ячейке разрешения системы ДЗ (т.н. априорная вероятность [5]). Обычно значениями априорных вероятностей задаются на основании экспертных оценок или предварительного анализа района полетов. Неправильная оценка априорных вероятностей может привести к значительному изменению значения порога принятия решения, что, в свою очередь, приведет к увеличению вероятности ошибки при распознавании объектов [5].

Во-вторых, зачастую отсутствует априорная информация о виде и параметрах законов распределения признаков объектов, например, при поисково-спасательных работах с использованием авиационной техники. При отсутствии такой информации на основании теоретических предположений и моделей принимается гипотеза о том или ином виде закона распределения, который зачастую может существенно отличаться от реального. Кроме того, наличие шумов сенсоров «размывает» признаки объектов и искажает их законы распределения.

В-третьих, применение алгоритмов с постобработкой данных ДЗ допустимо только при обследовании неподвижных или малоподвижных объектов, например, при картографировании, оценке ледовой обстановки или состояния лесных массивов и т.д. При решении задач распознавания подвижных или мобильных объектов, например, при поисковых работах, решении задач охраны Государственной границы, борьбы с нелегальной миграцией, желательнее обеспечить распознавание в реальном времени [6].

Постановка задачи исследований

Известно [7], что наиболее мощным математическим инструментом распознавания объектов при наличии шумов является статистическая теория принятия решений. Однако для применения ее классических методов необходимо знать количество классов объектов, плотности распределения информативных признаков, а также априорные вероятности появления всех возможных классов объектов. Как было показано выше, такая информация при решении многих задач ДЗ, как правило, отсутствует.

Целью данной работы является разработка статистического метода распознавания объектов дистанционного зондирования, не требующего полной априорной информации и обеспечивающего принятие решений в реальном времени, в т.ч. на борту летательного аппарата.

1. Метод вероятностной фильтрации

Предположим, что имеется множество классов объектов $A = \{a_k\}$, априорные вероятности появления которых $P = \{P(a_k)\}$, $k = 1, K$ неизвестны. Информация о каждом классе объектов содержится в параметрах m_k , σ_k плотности распределения вероятности (ПРВ) вида

$$\rho(x; m_k, \sigma_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left\{-\frac{(x - m_k)^2}{2\sigma_k^2}\right\}. \quad (1)$$

Пусть необходимо выделить объект с известными параметрами m_W и σ_W ПРВ (1) на фоне других классов с неизвестными параметрами m_X и σ_X ПРВ вида (1), т.е. в рассматриваемой задаче известны параметры ПРВ только одного класса объектов.

В работе [8] было показано, что оптимальной процедурой обработки данных (наблюдаемых значений x) в такой ситуации является использование т.н. "вероятностного окна"

$$w(x) = \exp\left\{-\frac{(x - m_W)^2}{2\sigma_W^2}\right\}, \quad (2)$$

согласованного по форме и параметрам m_W, σ_W с законом распределения $\rho(x; m_W, \sigma_W)$ выделяемого объекта. Сигнал $y = w(x)$ на выходе вероятностного фильтра [9], реализующего такое "вероятностное окно", будет иметь плотность распределения, зависящую как от значения входного сигнала x , так и от степени согласованности параметров m_X, σ_X его распределения с параметрами фильтра m_W, σ_W .

Плотность распределения сигнала $y = w(x)$ на выходе вероятностного фильтра (2), согласно [10], может быть найдена как

$$\rho(y; m_X, m_W, \sigma_X, \sigma_W) = \rho(w^{-1}(y)) \cdot \left| \frac{\partial w^{-1}(y)}{\partial y} \right|, \quad (3)$$

где $w^{-1}(y)$ – функция, обратная $y = w(x)$.

Применительно к (2) обратная функция будет иметь вид

$$w^{-1}(y) = \pm [m_W + \sigma_W \cdot \sqrt{-2 \cdot \ln(y)}], \quad (4)$$

а модуль ее производной

$$\left| \frac{\partial w^{-1}(y)}{\partial y} \right| = \frac{\sigma_W}{y \cdot \sqrt{-2 \cdot \ln(y)}}. \quad (5)$$

Подстановка (1), (4), (5) в (3) позволяет определить плотность распределения выходного сигнала вероятностного фильтра (поскольку функция $w^{-1}(y)$ является двузначной, выражение (3) применяется дважды к каждой из ее ветвей [10]):

$$\rho(y) = \frac{\sigma_W}{\sqrt{2\pi}\sigma_X y \sqrt{-2 \ln(y)}} \times \left[\exp\left(-\frac{(m_X - m_W - \sigma_W \sqrt{-2 \ln(y)})^2}{2\sigma_X^2}\right) + \exp\left(-\frac{(m_W - m_X + \sigma_W \sqrt{-2 \ln(y)})^2}{2\sigma_X^2}\right) \right]. \quad (6)$$

Полученное выражение (6) отвечает всем требованиям, предъявляемым к плотностям распределения [10]:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \rho(y) dy = 1, \quad \rho(y) \geq 0.$$

Анализ выражения (6) показывает, что форма плотности распределения сигнала y зависит только от «расстройки» фильтра по среднему значению $\Delta m = m_X - m_W$ и среднеквадратическому отклонению $\sigma = \sigma_X / \sigma_W$ относительно параметров сигнала. При точном согласовании фильтра с параметрами сигнала (равенстве параметров закона распределения m_X, σ_X входного сигнала и параметров окна m_W, σ_W) $\Delta m = 0$, $\sigma = 1$, и плотность распределения сигнала на выходе вероятностного фильтра будет иметь вид (см. рис. 1)

$$\rho(y)_{\Delta m=0, \sigma=1} = 1/\sqrt{-\pi \cdot \ln(y)}. \quad (7)$$

Как следует из рис. 1, наиболее вероятными в этом случае являются максимальные значения выходного сигнала y .

При значительном рассогласовании m_X, σ_X и m_W, σ_W закон распределения выходного сигнала вырождается в экспоненциальный, и наиболее вероятными являются минимальные значения сигнала на выходе вероятностного фильтра. При средних значениях рассогласования, например

$$(m_W - m_X) / \sigma = 0,5 \dots 1,$$

плотность распределения $\rho(y)$ имеет вид распределения, подобного распределению арксинуса (см. рис. 1).

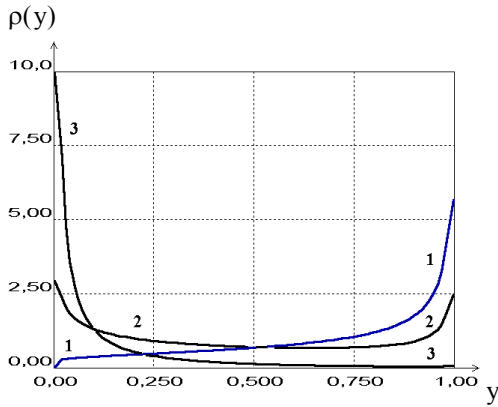


Рис. 1. Плотность распределения выходного сигнала вероятностного фильтра при точной настройке (1), среднем (2) и сильном (3) рассогласовании

2. Синтез решающего правила в условиях априорной неопределенности

В ряде практических задач ДЗ априорно известными (например, в результате предварительных исследований) являются статистические характеристики лишь некоторых классов объектов, в то время как в элементе разрешения системы ДЗ могут появляться объекты с априорно неизвестными параметрами.

Предположим известно, что признак x одного класса объектов a_1 распределен по нормальному закону вида (1) с параметрами m_1, σ_1 . В то же время системой ДЗ может наблюдаться в общем случае бесконечное количество $K \rightarrow \infty$ классов объектов $a_k, k = 1, K$, признаки которых также распределены согласно (1), но с параметрами $m_k \in]-\infty, \infty[$, $\sigma_k \in]0, \infty[$. Тогда в предположении равновероятного появления классов объектов $a_k, k = 1, \infty$ плотность распределения наблюдаемого признака x будет иметь вид:

$$\begin{aligned} \rho(x) &= \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \rho(x|a_k) = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\Delta m = -\infty}^{\infty} \int_{\sigma = 0^+}^{\infty} \frac{1}{\sigma} \exp\left\{-\frac{(x - \Delta m)^2}{2\sigma^2}\right\} d\sigma d\Delta m, \end{aligned} \quad (8)$$

где $\Delta m = m_k - m_1, \sigma = \sigma_k / \sigma_1$ – различия в параметрах наблюдаемых классов объектов.

Применение к признаку x с ПРВ (8) нелинейного преобразования вида (2) с параметрами $m_W = m_1, \sigma_W = \sigma_1$, согласно (6), позволяет получить случайную величину $y \in [0, 1]$ с плотностью распределения

$$\begin{aligned} \rho(y) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi y} \sqrt{-2 \ln(y)}} \times \\ &\times \int_{\Delta m = -\infty}^{\infty} \int_{\sigma = 0^+}^{\infty} \frac{1}{\sigma} \left[\exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{\Delta m}{\sigma} - \frac{\sqrt{-2 \ln(y)}}{\sigma} \right)^2\right\} + \right. \\ &\left. + \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(-\frac{\Delta m}{\sigma} - \frac{\sqrt{-2 \ln(y)}}{\sigma} \right)^2\right\} \right] d\sigma d\Delta m. \end{aligned} \quad (9)$$

При произвольных равновероятных значениях статистических характеристик $\Delta m, \sigma$ наблюдаемого признака x с ПРВ (1) вид плотности распределения (9) выходного сигнала y вероятностного фильтра (2), полученный в результате численного интегрирования функции (9), представлен на рис. 2 (график 1). Для сравнения на рис. 2 представлена ПРВ (7) выходного сигнала вероятностного фильтра (2) (график 2) при совпадении статистических характеристик входного сигнала x с параметрами фильтра, т.е. при

$$m_W = m_1, \sigma_W = \sigma_1 \Rightarrow \Delta m = 0, \sigma = 1.$$

Точка пересечения y^* ПРВ (7) и (9) может быть найдена из отношения правдоподобия [5]

$$\rho(y^* |_{\Delta m=0, \sigma=1}) / \rho(y^*) = 1. \quad (10)$$

Подстановка в (10) выражения (7) дает уравнение

$$\sqrt{-\pi \ln(y^*)} \cdot \rho(y^*) = 1, \quad (11)$$

решение которого имеет значение

$$y^* = 1/\pi \approx 0,318.$$

Положение точки y^* на оси y отмечено стрелкой на рис. 2. С учетом (2) решающее правило, основанное на отношении правдоподобия (10), имеет вид

$$\exp\left\{-\frac{(x - m_W)^2}{2\sigma_W^2}\right\} \geq \frac{1}{\pi}. \quad (12)$$

Таким образом, полученное выражение (9) представляет собой ПРВ выходного сигнала вероятностного фильтра (2) при гауссовском входном сигнале с произвольными значениями параметров и обеспечивает построение решающего правила (12) в условиях априорной неопределенности относительно количества и параметров гауссовских законов распределения объектов ДЗ при известных параметрах только одного класса объектов. Его использование не требует знания ни априорных вероятностей появления объектов, ни их количества. Правило (12) позволяет обнаружить объект с плотностью распределения информативного признака вида (1) на фоне объектов с произвольными статистическими характеристиками.

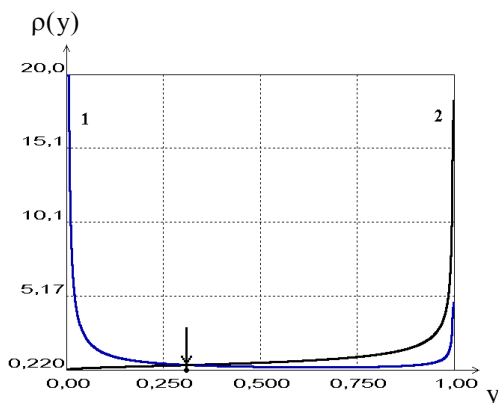


Рис. 2. ПРВ выходного сигнала вероятностного фильтра при равновероятных значениях параметров ПРВ входного сигнала (1) и при совпадении параметров ПРВ с параметрами фильтра (2)

3. Теоретический анализ эффективности решающего правила

Для оценки качества классификации проведем сравнение результатов распознавания объектов по исходным данным x с плотностью распределения вида (1) и по выходным данным вероятностного фильтра y с плотностью распределения вида (6) согласно решающим правилам, построенным на основе отношения правдоподобия, минимизирующего ошибку принятия решения при равновероятной гипотезе появления классов объектов [5]:

$$\frac{\rho(x|a_1)}{\rho(x|a_2)} \geq 1 \text{ и } \frac{\rho(y|a_1)}{\rho(y|a_2)} \geq 1, \quad (13)$$

где a_1 – класс объектов, с параметрами ПРВ которого согласован вероятностный фильтр (2): $m_1 = m_W$, $\sigma_1 = \sigma_W$;

a_2 – класс объектов с параметрами ПРВ $m_2 = m_W + \Delta m$, $\sigma_2 = \sigma_W \cdot \sigma$;

Δm , σ – «расстройка» вероятностного фильтра (2) относительно параметров класса a_2 .

Решающие правила вида (13) разбивают признаковое пространство на подпространства, соответствующие областям принятия решений в пользу каждого из классов (в случае двух классов – области Γ_1 и Γ_2 : если $x \in \Gamma_1$, то объект относится к классу a_1 , иначе – к a_2). Качество распознающего алгоритма характеризуется вероятностью ошибки P_X^- , которая определяется как взвешенная сумма ошибок первого и второго рода [5]:

$$P_X^- = P(a_1) \cdot P_{21X} + P(a_2) \cdot P_{12X}, \quad (14)$$

где

$$P_{21X} = \int_{\Gamma_2} \rho(x|a_1) dx, \quad P_{12X} = \int_{\Gamma_1} \rho(x|a_2) dx.$$

Вероятность принятия правильного решения P_X^+ по признаку x определяется как взвешенная сумма вероятностей принятия правильных решений в пользу каждого из классов объектов:

$$P_X^+ = P(a_1) \cdot P_{11X} + P(a_2) \cdot P_{22X}, \quad (15)$$

где

$$P_{11X} = \int_{\Gamma_1} \rho(x|a_1) dx, \quad P_{22X} = \int_{\Gamma_2} \rho(x|a_2) dx.$$

Аналогично (14), (15) определяются вероятности принятия решений P_{ijY} , P_Y^- , P_Y^+ при распознавании объектов по выходному сигналу вероятностного фильтра y . Зависимости вероятностей принятия решений от степени рассогласования плотностей распределения $\Delta m / \sigma$ представлены на рис. 3, 4.

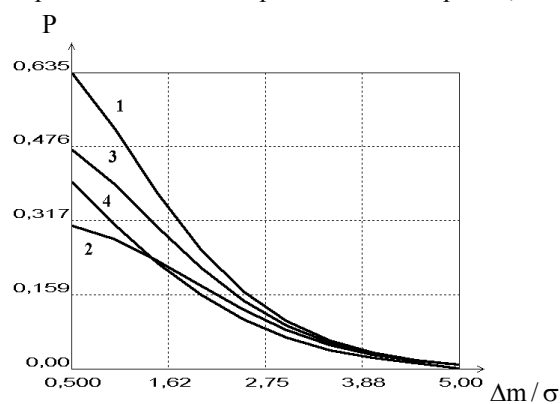


Рис. 3. Зависимости вероятностей ошибки

P_{21Y} (1), P_{12Y} (2), P_Y^- (3) и P_X^- (4) от «расстройки» фильтра $\Delta m / \sigma$

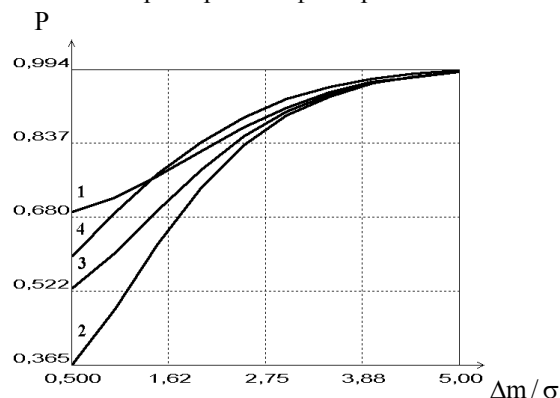


Рис. 4. Зависимости вероятностей принятия правильного решения

P_{11Y} (1), P_{22Y} (2), P_Y^+ (3) и P_X^+ (4) от «расстройки» фильтра $\Delta m / \sigma$

Анализ полученных зависимостей позволяет сделать вывод о том, что хотя в случае распознавания объектов по преобразованным фильтром сигналам общая вероятность ошибки выше, чем при их распознавании по исходным данным (рис. 3), в области малых рассогласований параметров законов

распределений наблюдается перераспределение вероятностей ошибок первого и второго рода [5]. В этой области вероятность пропуска цели для преобразованных сигналов меньше, чем для исходных, а вероятность ложной тревоги – больше (см. рис. 3). Соответственно, вероятность правильного распознавания объекта, на параметры которого настроен вероятностный фильтр, в области малых расстройек оказывается выше, чем при распознавании объектов по исходным данным (см. рис. 4). При высокой исходной различимости классов объектов ($\Delta m/\sigma > 3$) вероятностные характеристики обоих методов принятия решений практически идентичны. Необходимо отметить, что представленные на рис. 3, 4 результаты получены в предположении, что статистические характеристики обоих классов объектов (a_1 и a_2) известны, а априорные вероятности их появления равны.

В условиях априорной неопределенности о количестве и характеристиках наблюдаемых классов объектов известны только параметры ПРВ (1) m_W, σ_W одного объекта распознавания, на которые настраивается вероятностное окно (2). Для распознавания данного класса объектов используется решающее правило (12), которое разбивает весь интервал возможных значений выходного сигнала вероятностного фильтра (2) $y = w(x) \in [0,1]$ на две области:

- $\Gamma_1 \in [1/\pi, 1]$ – область принятия решения о наличии класса объектов, параметры ПРВ которого совпадают с параметрами вероятностного фильтра;
- $\Gamma_2 \in [0, 1/\pi]$ – область принятия решения о наличии неизвестного класса объектов.

Расчет вероятностей P_Y^+ и P_Y^- согласно (14), (15) при $\rho(y|a_1) = \rho(y|\Delta m=0, \sigma=1)$ и $\rho(y|a_2) = \rho(y)$ дает оценки среднестатистической вероятности принятия правильного решения $P_Y^+ \approx 0,763$ и среднестатистической вероятности ошибки $P_Y^- \approx 0,237$ при произвольных значениях параметров гауссовских ПРВ объектов, что подтверждает эффективность предлагаемого метода принятия решений в условиях априорной неопределенности.

4. Принятие решений в многомерных признаковых пространствах

Если для распознавания объектов используется многомерное признаковое пространство, то при гауссовском распределении компонент вектора признаков \vec{x} совместная ПРВ признаков будет иметь вид [5]

$$\rho(\vec{x}) = (2\pi)^{-\frac{M}{2}} \cdot (\det \mathbf{R})^{-\frac{1}{2}} \times \exp\{-0,5 \cdot (\vec{x} - \vec{m})^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot (\vec{x} - \vec{m})\}, \quad (16)$$

где M – размерность вектора признаков \vec{x} ;
 \vec{m} – вектор математического ожидания;
 \mathbf{R} – корреляционная матрица компонент вектора \vec{x} .

Соответственно, вероятностное окно (2) примет вид

$$w(\vec{x}) = \exp\{-0,5 \cdot (\vec{x} - \vec{m})^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot (\vec{x} - \vec{m})\}. \quad (17)$$

Выходной сигнал вероятностного фильтра $y = w(\vec{x})$ будет одномерным, вид его ПРВ будет подобен представленному на рис. 1, его форма (и вероятность ошибки, соответственно) будет зависеть от размерности признакового пространства M (см. рис. 5). Однако, как показало проведенное статистическое моделирование, положение точки пересечения интегральной плотности распределения $\rho(y|\vec{m} \in]-\infty, \infty[, \vec{\sigma} \in]0, \infty[)$ и $\rho(y|\Delta \vec{m}=0, \vec{\sigma}=1)$ при этом не изменяется, что позволяет использовать найденный порог принятия решения (12) и в случае векторных признаковых пространств.

Если априорно известны параметры ПРВ нескольких классов объектов $a_k, k = 1, K, K < \infty$, то для их распознавания может использоваться K фильтров (16), каждый из которых должен быть настроен на параметры k -го класса объектов. В случае превышения порога (12) в нескольких K^+ каналах ($2 \leq K^+ \leq K$) окончательное решение может приниматься либо по максимуму выходного сигнала фильтров $\max_{k=1, K^+} (y_k) \Rightarrow a_k$, либо по максимуму отношения правдоподобия (13) для входных значений вектора признаков \vec{x} для данных K^+ объектов.

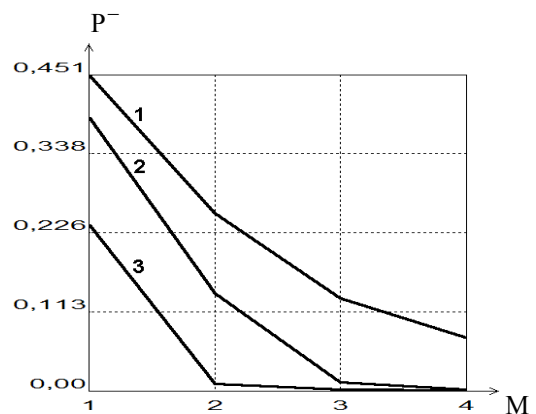


Рис. 5. Зависимость вероятности ошибки от размерности M признакового пространства при малом, среднем и сильном рассогласовании вероятностного фильтра:

1 – $\Delta m/\sigma = 1$; 2 – $\Delta m/\sigma = 2$; 3 – $\Delta m/\sigma = 3$

5. Оценка эффективности решающего правила методом статистического моделирования

Классическое решение задачи распознавания ограниченного количества $K < \infty$ классов объектов a_k , $k = 1, K$, сводится к процедуре принятия решения по максимуму апостериорной вероятности [5]

$$P_k(\bar{x}) = P(a_k) \cdot \rho(\bar{x}|a_k) / \sum_{i=1}^K P(a_i) \cdot \rho(\bar{x}|a_i), \quad (18)$$

где $P(a_k)$ – известные априорные вероятности появления объектов a_k , $k = 1, K$;

$\rho(\bar{x}|a_k)$ – известные плотности распределения вектора параметров признака \bar{x} класса a_k ;

$P_k(\bar{x})$ – апостериорные вероятности, на основании которых принимается решение в пользу класса объектов a_k :

$$\max_k (P_k(\bar{x})) \Rightarrow a_k. \quad (19)$$

Для оценки эффективности предложенного решающего правила (12) проведем его сравнение с процедурой принятия решения (19) методом статистического моделирования. Для этого было сформировано изображение (рис. 6-а), содержащее 3 класса объектов со значениями уровня интенсивности $m_1=64$, $m_2=128$, $m_3=192$, т.е. «расстояние» между соседними классами объектов $\Delta m=64$. Исходное изображение подвергалось искажению аддитивным шумом с нормальным законом распределения вероятностей вида (1) с нулевым средним и заданной дисперсией σ^2 , за счет чего был обеспечен разброс интенсивности x в пределах класса объектов (см. рис. 6-а). К каждой точке изображения применялись процедуры распознавания (12) и (19), причем для принятия решения методом вероятностного фильтра (12) в качестве параметров фильтра использовались значения m_k , σ ($k=1,3$, т.е. фильтр применялся трижды). Для метода максимума апостериорной вероятности в качестве априорных вероятностей $P(a_k)$ использовалась их оценка

$$P(a_k) = n_k / N, \quad k = 1, 3,$$

где n_k – количество точек, принадлежащих k -му классу объектов;

N – общее количество точек в изображении.

Результаты распознавания объектов на рис. 6, а двумя методами при различных соотношениях $\Delta m / \sigma$ представлены в табл. 1.

Визуализация результатов распознавания объектов методом вероятностного фильтра представлена на рис. 6, б.

Анализ полученных результатов показал, что при наличии полной априорной информации предлагаемый метод обеспечивает вероятность правильного решения P^+ ниже, чем классический метод максимума апостериорной вероятности (19). Вероятность ошибки P^- при принятии решения предлагаемым методом соизмерима с вероятностью ошибки процедуры (19). Однако для метода вероятностного фильтра характерно наличие вероятности неприятия решения P^X , т.е. возможны ситуации, когда ни в одном канале фильтра сигнал не превысит пороговое значение $1/\pi$. На рис. 6, б точки, в которых решение принято не было, отмечены черным цветом.

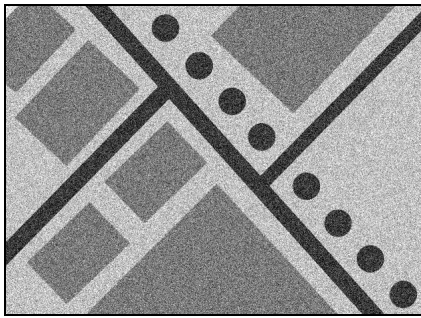
С учетом того, что по максимуму апостериорной вероятности решения принимались в условиях полной априорной определенности, т.е. были известны как параметры законов распределения признака всех классов объектов, так и априорные вероятности появления классов, а при распознавании объектов методом вероятностной фильтрации известны были только параметры закона распределения одного (распознаваемого) класса объектов, эффективность предлагаемого метода следует признать достаточно высокой.

6. Экспериментальная проверка метода многомерной вероятностной фильтрации

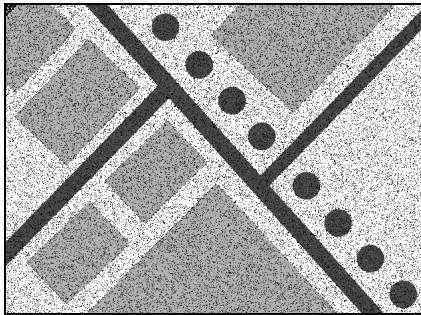
Эффективность предлагаемого метода распознавания объектов в условиях априорной неопределенности оценивалась на реальных цветных фото-снимках, не подвергавшихся какой-либо предварительной обработке. В качестве вектора признаков объекта использовались интенсивности в RGB - каналах изображения, т.е. в (15) $\bar{x} = \{R, G, B\}$.

Для определения параметров вероятностного окна (16) на исходном изображении был выделен характерный фрагмент объекта распознавания (см. рис. 7). Статистические оценки среднего значения \bar{m} и среднеквадратического отклонения $\bar{\sigma}$ данных фрагмента изображения использовались для «настройки» вероятностного фильтра. На рис. 8 представлены гистограммы интенсивности в RGB - каналах всего изображения и выделенного фрагмента.

Результат применения вероятностного фильтра (16) к исходному изображению (рис. 7) представлен на рис. 9; градациями яркости показана «степень подобия» точек объекта выделенному фрагменту, (0...1 – значение выходного сигнала фильтра) пропорциональная вероятности того, что анализируемая точка изображения принадлежит данному классу.



а



б

Рис. 6. Исходное тестовое изображение (а) и результат его распознавания (б) методом вероятностной фильтрации

Таблица 1

Результаты статистического моделирования

$\Delta m / \sigma$	4	3	2	1
Метод максимума апостериорной вероятности				
$P_{\text{МАВ}}^-$	0,025	0,108	0,193	0,375
$P_{\text{МАВ}}^+$	0,975	0,892	0,807	0,625
Метод вероятностного фильтра				
$P_{\text{МВФ}}^-$	0,005	0,110	0,206	0,415
$P_{\text{МВФ}}^+$	0,869	0,849	0,754	0,585
$P_{\text{МВФ}}^X$	0,125	0,039	0,009	0,000

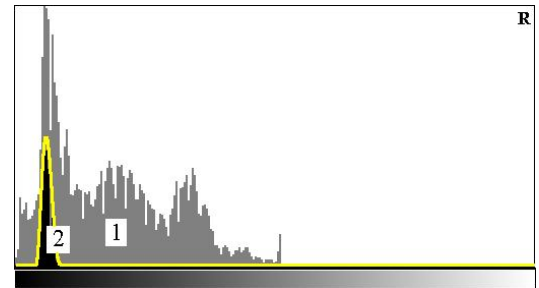
Заключение

При распознавании объектов дистанционного зондирования информация о количестве и характеристика многих наблюдаемых объектов отсутствует. Предложен статистический метод распознавания объектов, не требующий полной априорной информации. Получено выражение для решающего правила в предположении гауссовского распределения признаков объектов, проведено сравнение предлагаемого метода с методом максимума апостериорной вероятности.

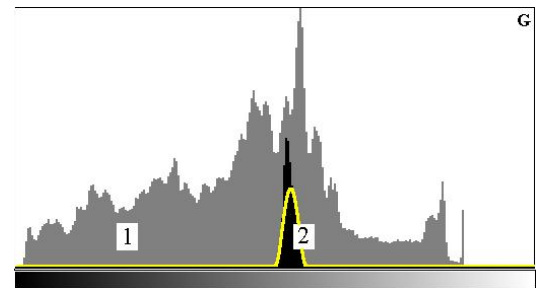
Результаты статистического моделирования и апробация на реальных многомерных данных подтверждают эффективность предложенного метода для решения задач распознавания объектов в условиях существенной априорной неопределенности.



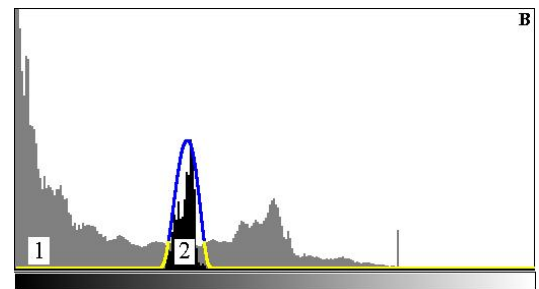
Рис. 7. Исходное изображение и выделенный фрагмент объекта



а



б



в

Рис. 8. Гистограммы яркости в RGB-каналах всего изображения (1) и выделенного фрагмента (2): а – R; б – G; в – B

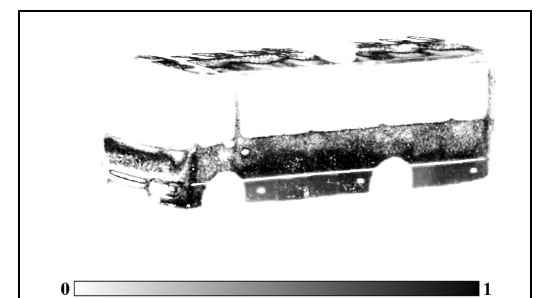


Рис. 9. Значения сигнала на выходе вероятностного фильтра (16)

Литература

1. Радиолокационные методы и средства оперативного дистанционного зондирования Земли с аэрокосмических носителей [Текст] / под ред. С. Н. Конюхова, В. И. Драновского, В. Н. Цимбала. – К. : НАНУ, 2007. – 440 с.
2. Моніторинг навколишнього середовища з використанням космічних знімків супутника NOAA [Текст] / Під ред. С. О. Довгого. – К. : ФОП Пономаренко Є. В., 2013. – 316 с.
3. Попов, А. В. Радиолокационная поляриметрия в задаче информационного обеспечения поисково-спасательных работ [Текст] / А. В. Попов // 36. научных праць VIII МНПК "Сучасні інформаційні технології управління екологічною безпекою, природокористуванням, заходами в надзвичайних ситуаціях", Київ, 2009. – С. 294 – 306.
4. Сучасні інформаційні технології екологічного моніторингу Чорного моря [Текст] / С. Довгий, Г. Красовський, В. Радчук та ін. – К. : Інформаційні системи, 2010. – 260 с.
5. Фукунага, К. Введение в статистическую теорию распознавания образов [Текст] : пер. с англ. / К. Фукунага. – М. : Наука, 1979. – 367 с.
6. Borowiec, K. Real-time synthetic aperture radar imagery displaying application: Implementation and results [Text] / K. Borowiec // Signal Processing Symposium (SPSymposium), 10-12 June 2015, Debe, Poland. – P. 1 – 4.
7. Дуда, Р. Распознавание образов и анализ сцен [Текст] : пер. с англ. / Р. Дуда, П. Харт. – М. : Мир, 1976. – 507 с.
8. Fukunaga, K. Test of the Gaussian-ness of a Data Set Using Clustering [Text] / K. Fukunaga, T. E. Flick // IEEE Transaction on Pattern analysis and Machine intelligence. – 1986. – V. 8, No. 2. – P. 240 – 247.
9. Попов, А. В. Распознавание объектов дистанционного зондирования при неполных априорных данных [Текст] / А. В. Попов, П. Е. Ельцов // Электромагнитные волны и электронные системы. – 2002. – Т. 7, № 7. – С. 41 – 48.
10. Пугачев, В. С. Теория случайных функций [Текст] / В. С. Пугачев. – М. : ФизМатГИЗ, 1960. – 883 с.

Поступила в редакцию 4.09.2015, рассмотрена на редколлегии 11.09.2015

МЕТОД ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ РОЗПІЗНАВАННІ ОБ'ЄКТІВ ЗА УМОВ СУТТЄВОЇ АПРІОРНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

Анатолій В. Попов

Проблема розпізнавання об'єктів виникає в багатьох задачах обробки даних дистанційного зондування, наприклад, при пошуково-рятувальних роботах з використанням авіаційних і космічних носіїв. При цьому, як правило, достовірна априорна інформація про характеристики об'єктів відсутня. Пропонується статистичний метод розпізнавання об'єктів, що не потребує повної априорної інформації. Отримано вираз для вирішуючого правила в припущенні гаусівського розподілу ознак об'єктів, проведено порівняння методу, що пропонується, з методом максимуму апостеріорної імовірності.

Ключові слова: дистанційне зондування, розпізнавання об'єктів, априорна невизначеність, імовірнісний фільтр, імовірність помилки.

A DECISION-MAKING METHOD AT RECOGNIZING OBJECTS IN CONDITIONS OF ESSENTIAL PRIOR UNCERTAINTY

Anatoliy V. Popov

The problem of objects recognition arises in many tasks of remote sensing data processing, for example in search-and-rescue missions where aircrafts and spacecrafts are used. At the same time as a rule there is no reliable a priori information about the objects characteristics. Here it is suggested a statistical technique for recognizing objects that does not need complete a priori information. An expression for the decision rule on the assumption of Gaussian distribution of objects signatures is derived; the suggested technique is compared with the maximum a posteriori method.

Key words: remote sensing, target recognition, a priori uncertainty, probability filter, error probability.

Попов Анатолій Владиславович – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри Производства радиоэлектронных систем, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, E-mail: a.v.popov@inbox.ru.