

УДК 621.391

И.К. ВАСИЛЬЕВА, А.В. ПОПОВ

*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина***ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ПРОВЕРКА АЛГОРИТМА РАСПОЗНАВАНИЯ ГИДРОМЕТЕООБРАЗОВАНИЙ ПО РАДИОЛОКАЦИОННЫМ ДАННЫМ**

Выполнена экспериментальная проверка процедуры распознавания классов гидрометеорологических образований, синтезированной на базе концепции достаточного количества информации для векторного пространства поляризационных параметров с позиций статистической теории принятия решений по критерию максимума апостериорной вероятности. Верификация алгоритма проведена на данных, полученных с помощью автоматизированного радиолокационного поляриметра, обеспечивающего сбор полной поляризационной информации об объектах дистанционного зондирования. Полученные результаты свидетельствуют о принципиальной возможности реализации на основе разработанного алгоритма бортовых систем, способных в режиме реального времени обнаруживать и распознавать по поляриметрическим данным гидрометеорологические объекты, представляющие угрозу для безопасности полетов.

гидрометеорологические образования, классификация, радиолокационный поляриметр**Введение**

Необходимость разработки эффективных алгоритмов определения классов гидрометеорологических образований (ГМО) по поляризационным данным обусловлена высокими требованиями к бортовому радиолокационному оборудованию в вопросах обеспечения безопасности полетов в сложных метеоусловиях. Оптимальная распознающая система должна характеризоваться минимальным суммарным количеством наблюдений (определяемым объемом обучающих и контрольной выборок и размерностью признакового пространства), необходимым для обеспечения требуемого гарантированного уровня достоверности распознавания при заданном наименьшем возможном расстоянии между классами. В работе [1] синтезирован двухступенчатый параллельный алгоритм распознавания классов ГМО по $p \times N_j$ -мерному векторному пространству поляризационных признаков (ПП), где p – число векторных ПП, образующих признаковое пространство, N_j – размерность j -го вектора.

На первой ступени алгоритма посредством последовательной процедуры с накоплением информации и отбрасыванием классов [2] формируется p -

мерное пространство исходов (решений на базе концепции достаточного количества информации [2] в пользу какого-либо класса по каждому вектору ПП). Для ограничения длительности последовательной процедуры устанавливается предельное максимальное значение объема выборки для одного цикла распознавания n_{\max} , при этом среднее число отсчетов, необходимых для принятия предварительных решений, находится в пределах 5...13, в зависимости от класса ГМО. На второй ступени алгоритма решение в пользу конкретного класса принимается по критерию максимума апостериорной вероятности [3] на основе статистических соотношений между пространством исходов и пространством состояний контрольной выборки (номерах классов ГМО).

Апробация алгоритма на модельных данных показала, что вероятность правильной классификации составляет: для облаков, грозоопасных объектов (грозовых облаков и гроз), града – 0,8...0,9; для дождя – 0,7; для ледяной крупы и снега – 0,4...0,8 (меньшие значения вероятности относятся к сухой крупе и мокрому снегу).

Целью работы являлась верификация разработанного классификатора на экспериментальных данных для исследования возможности построения

на его основе бортовых радиолокационных метеонавигационных комплексов.

Техника эксперимента

Природа ГМО обуславливает специфические требования к радиолокационным средствам дистанционного зондирования, к числу которых относятся необходимость высокоточных измерений мощности отраженного сигнала в большом диапазоне, высокое угловое разрешение, когерентная обработка принимаемых сигналов и т.п., а проведение поляризационных измерений накладывает повышенные требования к характеристикам антенно-волноводного тракта. Основными факторами, снижающими точность поляризационных измерений, являются наличие паразитной перекрестной компоненты в радиоволне, неидентичность диаграмм направленности антенны на ортогональных поляризациях и др. Обычно паразитную кроссполяризацию антенны характеризуют величиной интегрального кроссполяризационного отношения ICPR, которое равно отношению излученной мощности паразитной перекрестной компоненты поля к мощности согласной компоненты поля в линейном поляризационном базисе [4]. Требуемое значение ICPR для большинства метеообъектов должно быть не более 30 дБ.

Неидентичность диаграмм направленности в ортогональных плоскостях может служить источником ошибок в областях радиоэха с высокими градиентами радиолокационной отражаемости (на границах облачности, в районе нулевой изотермы).

С учетом высоких требований к оперативности радиолокационных систем обнаружения и распознавания ГМО, получаемая первичная радиолокационная информация должна обрабатываться с высоким темпом обновления. К основным задачам системы первичной обработки данных относятся пересчет измеренных значений по соответствующим калибровочным характеристикам, нормировка сигнала по дальности и расчет по полученным выборкам поляризационной матрицы рассеяния (ПМР) \hat{S} [5] объек-

та множества ПП [1] (показателей радиолокационной отражаемости Z_h , дифференциальной отражаемости Z_{dr} , дифференциальной отражаемости градового сигнала H_{dr} , коэффициента анизотропии TAN , дифференциального фазового сдвига DPS и др.), которые образуют признаковое пространство классификатора.

Для исследования эффективности двухступенчатого параллельного алгоритма распознавания классов ГМО по векторному пространству ПП использовались экспериментальные данные, которые были получены с помощью автоматизированного радиолокационного поляриметра-скаттерометра, созданного в лаборатории Радиолокационной поляриметрии кафедры Производства радиоэлектронных систем летательных аппаратов ХАИ.

Поляриметр является мобильным, обеспечивает сбор базы данных о радиолокационных характеристиках объектов и позволяет моделировать работу различных радиолокационных систем (обнаружения, распознавания и др.) путем изменения программного обеспечения. Основные характеристики поляриметра:

- режим работы импульсный;
- длина волны 3 см;
- мощность в импульсе 10 кВт;
- длительность импульса 0,5 мкс;
- частота повторения импульсов 400 Гц;
- диапазон изменения поляризации излучаемого сигнала:
 - 1) по углу эллиптичности $\pm 45^\circ$;
 - 2) по углу ориентации $0 \dots 90^\circ$;
- каналы приема H, V , разность фаз;
- разрядность АЦП 12;
- дальность действия 250 км;
- погрешность измерения эффективной поверхности рассеяния в диапазонах дальностей:
 - 1) 1...10 км – не более 1 дБ;
 - 2) 10...100 км – не более 1,5 дБ;

– режим измерений – программируемый.

Поляриметр осуществляет зондирование объектов импульсным сигналом с изменяемой от импульса к импульсу поляризацией – вертикальной и горизонтальной, двухканальный прием с квадратурной обработкой отраженных сигналов с последующим преобразованием в цифровую форму 12-разрядными АЦП. Значения кодов АЦП и кодов коэффициентов усиления в каналах по данным калибровки и дальности до объекта пересчитываются в ЭВМ в значения четырех элементов ПМР. Полученные таким образом данные сохраняются в файле результатов измерений. Объем выборки определяется программой работы ЭВМ и составляет не менее 8 тысяч отсчетов ПМР для одной записи.

Для экспериментальной проверки алгоритма распознавания использовались 4 записи. Запись 1 и 2 были сделаны во время грозы с градом. Угол зондирования составлял 19 град, направление сканирования вслед облаку и ветру. Средняя интенсивность грозовых осадков – 10 мм/ч, град мелкий (средний диаметр градин около 2 мм). В точке наблюдения град закончился до начала измерений. Запись 3 соответствует влажному снегу умеренной интенсивности (1...2 мм/ч). Запись 4 – грозовая облачность с осадками в виде дождя. Схема постановки натуральных испытаний изображена на рис. 1.

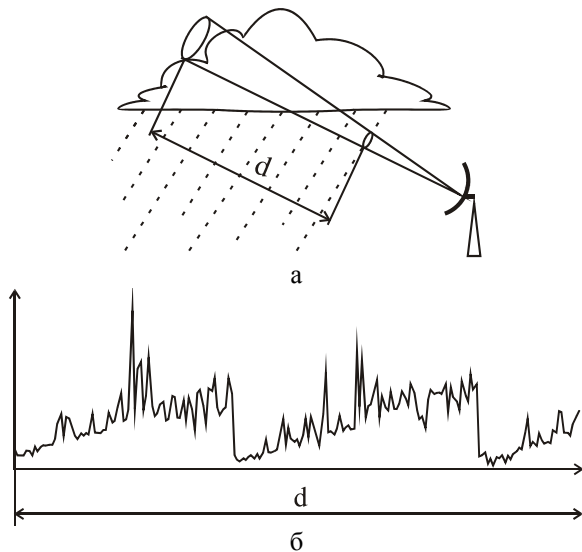


Рис. 1. Схема эксперимента (а) и вид сигнала, отраженного от объекта (б)

Методика обработки данных

Сущность распознавания состоит в отнесении каждого из исследуемых объектов (ГМО), заданных в виде пространственно-временных выборок наблюдений, к одному из классов (в скобках указан номер класса, k): капельное облако CD (1), кучево-дождевое облако Cb (2), грозовое облако Cb-s (3), ледяные иглы CN (4), ледяные пластинки CP (5), дождь (6), гроза (7), ледяная крупа (8), град (9), снег (10), смесь (11). При этом принятие решения о наличии класса "смесь" указывает на окончание процедуры распознавания по достижении граничного значения объема выборки n_{max} .

Основная обработка экспериментальных данных (после их калибровки и нормировки по дальности) заключается в следующем:

– определение по каждому отсчету ПМР текущих значений 10 ПП $x_i(t_j)$, $i \in \overline{1,10}$,

$$Z_h = \frac{4\lambda^4}{\pi^4} \left| \frac{\dot{\epsilon} + 2}{\dot{\epsilon} - 1} \right|^2 |\dot{S}_{hh}|^2, \quad (1)$$

где λ – длина волны зондирующего излучения, $\dot{\epsilon}$ – комплексная диэлектрическая проницаемость воды;

$$Z_{dr} = 10 \lg(Z_h / Z_v), \quad (2)$$

где Z_h и Z_v – показатели отражаемости для горизонтально и вертикально поляризованных волн;

$$H_{dr} = Z_h - f(Z_{dr}), \quad (3)$$

где $f(Z_{dr}) = \begin{cases} 60 & \text{при } Z_{dr} > 1,74 \text{ дБ,} \\ 19Z_{dr} + 27 & \text{при } 0 < Z_{dr} < 1,74 \text{ дБ,} \\ 27 & \text{при } Z_{dr} \leq 0 \text{ дБ;} \end{cases}$

$$TAN = (\Lambda_1^2 - \Lambda_2^2) / (\Lambda_1^2 + \Lambda_2^2), \quad (4)$$

где Λ_1, Λ_2 – собственные числа ПМР \dot{S} ;

$$AN = 10 \lg \left[\frac{(|\dot{S}_{hh}| - |\dot{S}_{vv}| + 2|\dot{S}_{hv}|) |\dot{S}_{hh}|}{(|\dot{S}_{hh}| + |\dot{S}_{vv}|) |\dot{S}_{vv}|} \right]; \quad (5)$$

$$Y_2 = \frac{1}{4} (R_{11} + R_{33} - \dot{R}_{13} - \dot{R}_{31}) + R_{22}, \quad (6)$$

где R_{ij} – элементы ковариационной матрицы рассеяния \dot{R} [6]:

$$\dot{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} |\dot{S}_{hh}|^2 & \dot{S}_{hh}\dot{S}_{hv}^* & \dot{S}_{hh}\dot{S}_{vv}^* \\ \dot{S}_{hv}\dot{S}_{hh}^* & |\dot{S}_{hv}|^2 & \dot{S}_{hv}\dot{S}_{vv}^* \\ \dot{S}_{vv}\dot{S}_{hh}^* & \dot{S}_{vv}\dot{S}_{hv}^* & |\dot{S}_{vv}|^2 \end{bmatrix};$$

$$|\dot{Y}_3| = \frac{\sqrt{(R_{33}-R_{11})^2 + 4(\text{Im}\dot{R}_{31})^2}}{4\cos 2\langle\beta\rangle e^{-2\langle D_\beta\rangle}}, \quad (7)$$

где оценки среднего значения $\langle\beta\rangle$ и дисперсии $\langle D_\beta\rangle$ угла наклона частиц находятся как:

$$\langle\beta\rangle = 0,5 \arctg[2\text{Re}(\dot{R}_{21} + \dot{R}_{32}) / (R_{33} - R_{11})];$$

$$\langle D_\beta\rangle = -\frac{1}{8} \ln \frac{R_{11} + R_{33} - R_{13} - R_{31} - 4R_{22}}{(R_{11} + R_{33} - R_{13} - R_{31} + 4R_{22}) \cos 4\langle\beta\rangle};$$

$$I_1 = Y_2 / Y_1, \quad (8)$$

где $Y_1 = 0,25(R_{11} + R_{33} + \dot{R}_{13} + \dot{R}_{31})$;

$$|I_2| = |\dot{Y}_3| / Y_1; \quad (9)$$

$$DPS = \arg \left[\dot{S}_{vv}\dot{S}_{hh}^* / \left(\sqrt{|S_{vv}|^2} \sqrt{|S_{hh}|^2} \right) \right]; \quad (10)$$

– нахождение оценок условных плотностей вероятностей векторных ПП: $P1 = (H_{dr}, I_1, AN)$; $P2 = (Z_{dr}, AN, I_1, H_{dr})$; $P3 = (AN, I_1, |I_2|, Z_h)$; $P4 = (Z_h, I_1)$; $P5 = (Y_2, |Y_3|, Z_{dr}, AN, DPS)$; $P6 = (Y_2, |Y_3|, I_1, TAN)$; $P7 = (TAN, Z_h, Z_{dr})$ для каждого эталонного класса объектов с использованием универсальной статистической модели ПП в виде N -мерного Sb-распределения Джонсона [7]:

$$f(\bar{x}(t_j)|a_k) = (2\pi)^{-N/2} \|\mathbf{R}\|^{-1/2} \times$$

$$\times \prod_{i=1}^N \frac{\eta_i \lambda_i}{(x_i(t_j) - \varepsilon_i)(\varepsilon_i + \lambda_i - x_i(t_j))} \times \quad (11)$$

$$\times \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{i,l=1}^N R_{il}^{-1} \left(\gamma_i + \eta_i \ln \frac{x_i(t_j) - \varepsilon_i}{\varepsilon_i + \lambda_i - x_i(t_j)} \right) \times \right.$$

$$\left. \times \left(\gamma_l + \eta_l \ln \frac{x_l(t_j) - \varepsilon_l}{\varepsilon_l + \lambda_l - x_l(t_j)} \right) \right],$$

где \mathbf{R} – корреляционная матрица, элементы которой определяются по обучающим выборкам как

$$\hat{R}_{il} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M z_i(t_j) z_l(t_j),$$

где $z = \gamma + \eta \ln[(\xi - \varepsilon) / (\varepsilon + \lambda - x)]$ – нелинейное преобразование случайной величины x с Sb- распределением Джонсона в случайную величину z , распределенную по нормальному закону с нулевым средним и единичной дисперсией; M – объем выборки $\bar{x}(t)$;

– в цикле по каждому векторному ПП из множества $\{P1 \dots P7\}$ выполняется:

1) нахождение апостериорных вероятностей наличия класса a_k из заданного множества классов при условии полной апостериорной неопределенности на 1-м цикле наблюдений $P_k^{(1)} = 1/K$:

$$Q_{pk}^{(1)} = \frac{f(\bar{x}_p|a_k)}{\sum_{i=1}^K f(\bar{x}_p|a_i)}; \quad (12)$$

2) принудительное затягивание процесса принятия решения на 3 цикла для уменьшения вероятности неправильной классификации в результате случайных выбросов данных. При этом для повышения гибкости процедуры разбиения выборочного пространства на множества информативности предполагается, что априорные вероятности появления различных классов не остаются постоянными величинами, т.е., на каждом следующем цикле в качестве величины априорной вероятности появления класса a_k принимается значение апостериорной вероятности, вычисленное на предыдущем шаге

$$P_{pk}^{(v)} = Q_{pk}^{(v-1)};$$

3) определение меры количества информации Кульбака [2]:

$$I_{pk}^{(v)} = -\ln \frac{1 - Q_{pk}^{(v-1)}}{Q_{pk}^{(v-1)}} + \ln \frac{1 - Q_{pk}^{(v)}}{Q_{pk}^{(v)}}; \quad (13)$$

4) сравнение меры количества информации Кульбака с уровнем минимально достаточного количества информации (МДКИ) [2], определяемого как

$$\psi_{pk}^{(v)} = 2 \ln \frac{1 - Q_{pk}^{(v-1)}}{Q_{pk}^{(v-1)}}. \quad (14)$$

Если $I_{pk}^{(v)} \geq \psi_{pk}^{(v)}$, то принимается решение о наличии класса a_k , $\gamma_p = k$ (исход распознавания по p -му ПП соответствует номеру класса).

Если $-\psi_{pk}^{(v)} < I_{pk}^{(v)} < \psi_{pk}^{(v)}$, то решение на данном цикле не выносится, т.е. берется следующий отсчет сигнала и формулы (12) – (14) пересчитываются с учетом информации, накопленной на предыдущих этапах наблюдения.

Если $I_{pk}^{(v)} \leq -\psi_{pk}^{(v)}$, то класс a_k из дальнейшего рассмотрения исключается. Соответственно, выполняется перераспределение априорных вероятностей классов, с тем, чтобы удовлетворялись условия:

$$\sum_{i=1}^K P_i^{(v)} = 1, P_i^{(v)} \leq 0,5 \quad (i=1, \dots, K; i \neq k).$$

Процедура отбрасывания классов завершается, когда число оставшихся для различения классов равно 3, после чего возвращаются к последовательному методу принятия решения. Поскольку при последовательном анализе размер выборки является случайной величиной, то даже при сравнительно малых средних значениях длительности процедуры возможны случаи недопустимо больших размеров выборки. Для сокращения длительности последовательной процедуры налагается ограничение на количество циклов: если по достижению предельного объема выборки ПП n_{\max} решение в пользу какого-либо из 3-х оставшихся классов не принято, то отбрасывается класс с наименьшим количеством информации и предполагается наличие смеси ГМО из 2-х компонентов; при этом количества информации о двух других классах, I_{a_1} и I_{a_2} , возможно интерпретировать как предварительную оценку их содержания в двухкомпонентной смеси:

$$V_1 \approx 100\% \cdot I_{a_1} / (I_{a_1} + I_{a_2}); V_2 = 100\% - V_1; \quad (15)$$

– формируется p -мерный вектор исходов $\vec{\gamma} = \{\gamma_p\}$, $p = 1, \dots, 7$. На этом первая стадия процедуры распознавания заканчивается.

На следующем этапе используются статистические соотношения между возможными сочетаниями исходов первой ступени процедуры распознавания и заданным множеством классов A , установленные в процессе обучения классификатора на эталонных объектах. По результатам классификации контрольных выборок определяются оценки вероятности соответствия исхода γ_p классу a_k $\hat{P}(\gamma_p | a_k)$, которые пересчитываются в оценки вероятности класса a_k при условии, что принято решение γ_p , по формуле Байеса [8] для равной вероятности классов

$$\hat{P}(a_k | \gamma_p) = \frac{\hat{P}(\gamma_p | a_k)}{\sum_j \hat{P}(\gamma_p | a_j)}. \quad (16)$$

Условные вероятности появления j -й комбинации из p исходов $\gamma_p^{\{j\}}$ (исходы считаются независимыми) при наличии класса a_k определяются как

$$P(\gamma_p^{\{j\}} | a_k) = \prod_p P(a_k | \gamma_p^{\{j\}}) / \sum_l \prod_p P(a_l | \gamma_p^{\{j\}}), \quad (17)$$

где $j \in \{1, 2, \dots, C\}$; $C = \prod_p c_p!$ – общее число перестановок исходов, c_p – количество исходов по p -му векторному ПП, условная вероятность которых для класса a_k не менее 0,5%. В результате решение принимается в пользу того класса, для которого полученная комбинация исходов $\vec{\gamma}$ наиболее вероятна.

Таким образом, сущность второй стадии распознавания состоит в соотношении вектора исходов, полученного на первой стадии процедуры, с определенным классом из множества заданных объектов $\gamma_p^{\{j\}} \rightarrow a_k$ и принятии решения по критерию максимума апостериорной вероятности. Логическую структуру второй ступени алгоритма составляют выявленные статистические соотношения между пространством исходов распознавания и пространством состояний контрольной выборки (номерами классов); входными данными являются исходы $\gamma_p^{\{j\}}$, выходным параметром – номер класса ГМО.

Анализ результатов классификации ГМО по экспериментальным данным

Характерной особенностью радиолокационных исследований таких флуктуирующих, структурно-неоднородных, пространственно распределенных объектов как ГМО, является то, что в импульсный объем попадают, как правило, не специфические классы ГМО в чистом виде, а смеси классов. Таким образом, предъявляемая к распознаванию выборка сигналов содержит в себе информацию о некотором множестве классов объектов, число и тип которых априорно неизвестны. Так, на рис. 2 приведены гистограммы Z_h как результат статистической обработки данных объектов 1 и 4; многомодальность оценки плотности распределения ПП явно указывает на наличие нескольких классов объектов.

Результаты исследования влияния ограничения количества циклов последовательной процедуры на качество распознавания и на его длительность представлены в табл. 1, 2. Показано, что при уменьшении n_{\max} с 30 до 10 отсчетов условные вероятности $\hat{P}(\gamma_j | a_i)$ принятия решения γ_j в пользу j -класса, если для распознавания был предъявлен объект a_i , существенно не изменяются. Также практически без изменений остается среднее число отсчетов, необходимых для классификации. Естественно, как результат снижения n_{\max} возрастает количество актов

принятия решения M , однако при этом могут возникать ситуации, когда по достижению предельного объема выборки ни для одного из классов порог принятия решения (уровень МДКИ) не достигнут. Как указано выше, в подобных случаях алгоритм относит объект к классу «смесь» и классифицирует компоненты смеси, предлагая по (15) грубую оценку их удельного содержания (табл. 3). Однако, во-первых, не представляется возможным подтвердить или опровергнуть такую интерпретацию экспериментальных данных, а, во-вторых, вероятность принятия решения о наличии в объеме двухкомпонентной смеси ГМО настолько мала (0,1...0,5%), что ею можно пренебречь, отнеся к разряду "ошибок" классификатора.

Визуальное представление результатов распознавания объектов «гроза с градом» (запись 1), «снег» (запись 3), «грозовой фронт» (запись 4) дано на рис. 3 – 5. Полученные изображения можно рассматривать как выходы вероятностных фильтров, настроенных на определенный класс ГМО; наличие объекта, принадлежащего данному классу, обозначено на рисунках черным цветом.

Таблица 1

Данные о длительности процедуры распознавания

№	объект	n_{\max}	M	\bar{n}	n_{\max}	M	\bar{n}
1	гроза с градом	22	1687	5	10	1734	5
2	гроза с градом	30	1344	6	10	1495	5
3	снег	11	1720	5	9	1722	5
4	грозовой фронт	20	8181	5	10	8409	5

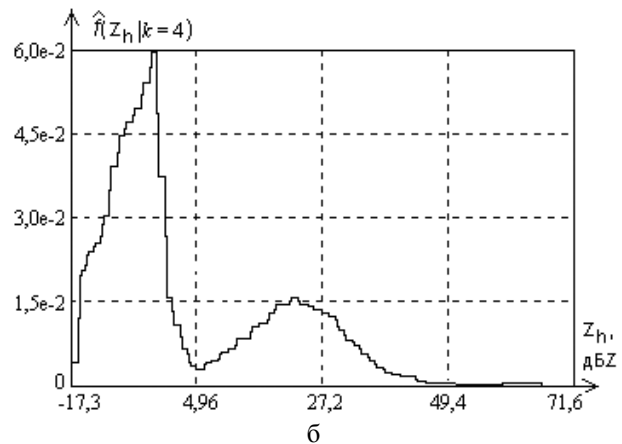
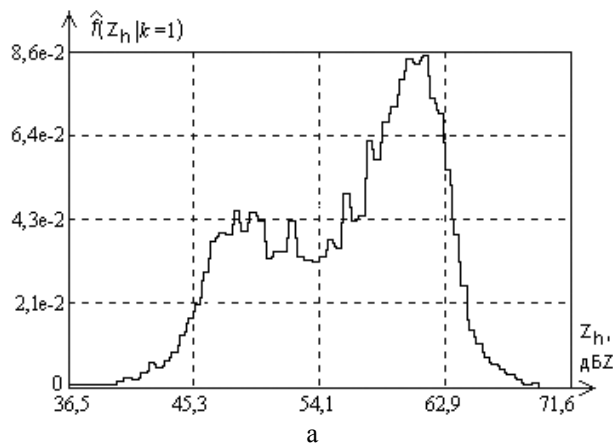


Рис. 2. Гистограммы Z_h для различных объектов наблюдения:
а – гроза с градом (запись 1); б – грозовой фронт (запись 4)

Таблица 2

Результаты экспериментальной проверки работы алгоритма распознавания классов ГМО

(верхние значения получены при $n_{\max} \leq 30$, нижние – при $n_{\max} \leq 10$)

$a_i \backslash \gamma_j$	$\hat{P}(\gamma_j a_i)$										
	CD	Cb	Cb-St	CN	CP	дождь	гроза	крупа	град	снег	смесь
гроза с градом	0	0	0,384	0	0	0	0,279	0	0,338	0	0
	0	0	0,377	0	0	0	0,268	0	0,324	0	3,11e-3
гроза с градом	2,98e-3	0	7,44e-4	0	0	1,49e-3	0,234	0	0,759	2,23e-3	0
	6,02e-3	0	1,34e-3	0	0	1,34e-3	0,223	0	0,759	4,01e-3	5,35e-3
снег	1,05e-2	0	5,81e-4	0	8,02e-2	0,292	1,74e-3	2,27e-2	5,81e-4	0,591	0
	1,05e-2	0	5,81e-4	0	8,19e-2	0,292	2,32e-3	2,32e-2	5,81e-4	0,587	2,32e-3
грозового фронт	0,215	0	0,569	1,20e-4	3,89e-2	8,57e-2	6,84e-2	1,03e-2	1,20e-3	1,12e-2	0
	0,215	0	0,568	1,19e-4	3,96e-2	8,56e-2	6,85e-2	1,05e-2	9,51e-4	1,13e-2	8,32e-4

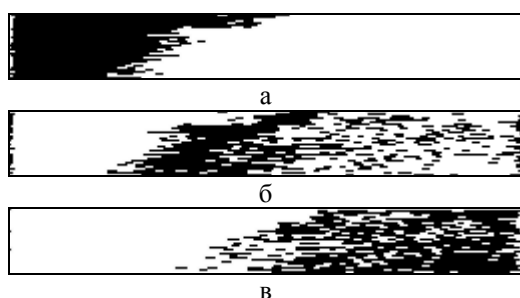


Рис. 3. Визуализация результатов распознавания записи 1 (объект «гроза с градом»): а – грозовое облако; б – гроза; в – град

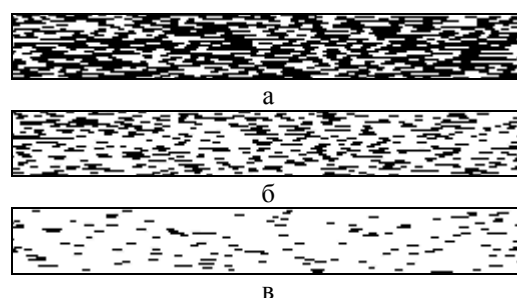


Рис. 4. Визуализация результатов распознавания записи 3 (объект «снег»): а – снег; б – дождь; в – CP – пластинки

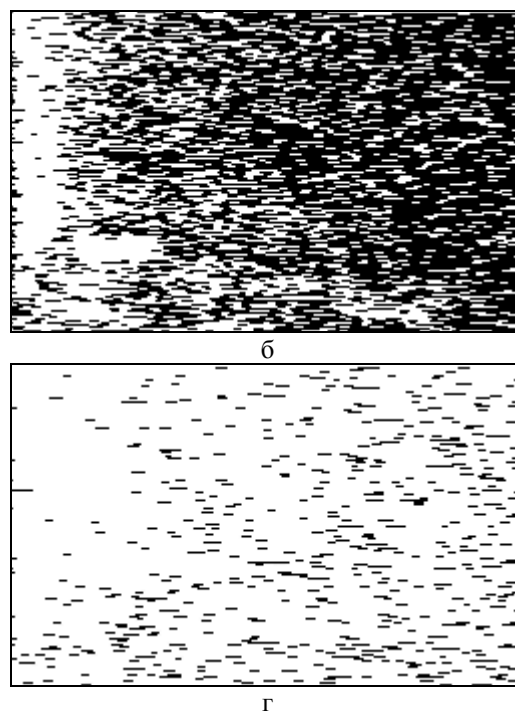
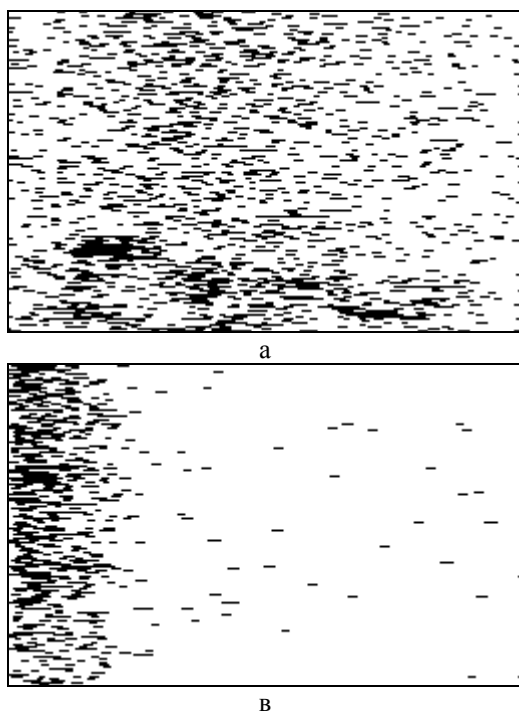


Рис. 5. Послойные изображения распознанных классов объектов в записи 4 (объект «грозового фронт»): а – капельное облако; б – грозовое облако; в – дождь; г – гроза

Таблица 3

Состав двухкомпонентных смесей как результат распознавания γ объекта a (k – номер записи)
(M – общее число принятых решений; m – число решений о наличии 2-х классов ГМО)

$a(k)$		M	$a(k)$		M	$a(k)$		M	$a(k)$		M
гроза с градом (1)		1734	гроза с градом (2)		1495	снег (3)		1722	грозовой фронт (4)		8409
γ		m	γ		m	γ		m	γ		m
смесь (%)		54	смесь (%)		8	смесь (%)		4	смесь (%)		7
снег (0,95)	Cb (0,05)	52	снег (0,99)	Cb (0,01)	2	CD (0,5)	CP (0,5)	3	Cb-St (0,05)	снег (0,95)	1
CD (0,5)	Cb (0,5)	2	снег (0,95)	Cb (0,05)	5	Cb (0,5)	CP (0,5)	1	Cb-St (0,8)	снег (0,2)	1
			CD (0,5)	Cb (0,5)	1				Cb-St (0,5)	CD (0,5)	1
									CP (0,2)	CD (0,8)	1
									гроза (0,5)	крупа (0,5)	2
								гроза (0,05)	снег (0,95)	1	

Заключение

Для экспериментальной проверки двухступенчатого алгоритма распознавания классов ГМО по векторному пространству ПП использовались пространственно-временные выборки полных ПМР объектов «гроза с градом», «снег», «грозовой фронт». Анализ результатов работы классификатора показал, что принимаемые решения о классе ГМО в достаточной мере соответствуют наблюдаемым объектам. В среднем, для принятия решения требуется 5 отсчетов отраженного сигнала. Ограничение длительности последовательной процедуры на первой ступени алгоритма условием $n_{\max} \leq 10$ позволяет сократить время на принятие решения; достоверности распознавания классов при уменьшении предельного объема выборки с 30 до 10 отсчетов практически не изменяются. Полученные результаты свидетельствуют об эффективности алгоритма и могут быть использованы в качестве исходных данных при разработке бортовых систем, способных в режиме реального времени обнаруживать и распознавать по поляриметрическим данным ГМО, представляющие угрозу для безопасности полетов.

Литература

1. Васильева И.К., Попов А.В. Синтез алгоритма распознавания гидрометеорологических объектов по

радиолокационным данным // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. – 2005. – № 4 (12). – С. 17-32.

2. Косенко Г.Г. Критерии информативности при различении сигналов. – М.: Радио и связь, 1982. – 216 с.

3. Фомин Я.А., Тарловский Г.Р. Статистическая теория распознавания образов. – М.: Радио и связь, 1986. – 264 с.

4. Рыжков А.В. Характеристики метеорологических РЛС // Зарубежная радиоэлектроника. – 1993. – № 4. – С. 18-28.

5. Канарейкин А.Б., Потехин В.А., Шишкин И.Ф. Морская поляриметрия. – Л.: Судостроение, 1968. – 328 с.

6. Рыжков А.В. Поляризационные методы в метеорологической радиолокации // Зарубежная радиоэлектроника. – 1994. – № 3. – С. 33-27.

7. Бабаков М.Ф. Об одном способе аппроксимации распределений многомерных поляриметрических характеристик // Автоматизированные системы управления. – Х.: ХАИ, 1981. – Вып.3. – С. 166-167.

8. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика. – М.: Высш. шк., 2000. – 479 с.

Поступила в редакцию 15.05.2006

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Г.Я. Красовский, ГНПЦ «Природа», Харьков.