УДК 621.396.96

А.В. ПОПОВ

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

КРИТЕРИЙ РАЗЛИЧИМОСТИ ОБЪЕКТОВ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ПРИ НЕГАУССОВСКОМ РАСПРЕДЕЛЕНИИ ПРИЗНАКОВ

Вместо традиционного критерия вероятности ошибки распознавания объектов по радиолокационным данным для оценки информативности признаков предлагается критерий различимости, основанный на дивергенции Кульбака, распространенной на случай большого количества классов объектов. Показано, что, в отличие от предлагаемого критерия, при негауссовском распределении признаков объектов использование критерия вероятности ошибки может приводить к «маскированию» одних объектов другими. Представлены результаты сравнительного анализа критериев различимости и вероятности ошибки в условиях негауссовских распределений признаков распознавания объектов дистанционного зондирования.

Ключевые слова: *дистанционное зондирование, распознавание объектов, вероятность ошибки, дивергенция Кульбака, различимость, негауссовское распределение вероятностей.*

Введение

Системы дистанционного зондирования (ДЗ) с аэрокосмических носителей широко применяются сегодня при решении задач экологического мониторинга окружающей среды, картографирования, предупреждения чрезвычайных ситуаций [1, 2] и т.д. Одним из направлений их совершенствования является использование поляризационно-многоканальных бортовых радиолокационных систем (РЛС), т.н. поляриметров [3, 4], обеспечивающих как всепогодность наблюдений, так и значительное повышение их информативности. Об актуальности данного направления свидетельствует внедрение поляриметрических режимов работы практически во всех РЛС искусственных спутников Земли, запущенных развитыми странами в последние 5 лет. Так, например, изменяемая поляризация излучения и приема (HH, VH, HV, VV) применена в бортовых РЛС космических аппаратов:

– RADARSAT-2 Канадского космического агентства (запущен в декабре 2007 г.);

– TerraSAR-X, TerraDEM-X немецкого аэрокосмического центра DLR (2007, 2010);

– COSMO-SkyMed 1-4 Итальянского Космического Агентства ASI (2007–2010).

Автоматизация обработки материалов аэрокосмического ДЗ требует решения задачи распознавания объектов ДЗ. Эффективность решения задач распознавания объектов ДЗ зависит не только от методов обработки материалов космических съемок и методов интерпретации поляриметрической информации, но и во многом определяется подходом к выделению признаков объектов ДЗ.

Выбор информативных параметров сигналов для распознавания объектов ДЗ является одной из первостепенных задач, решение которой в известной степени субъективно и часто зависит от практических возможностей осуществления измерений. Поэтому необходим критерий выбора наиболее информативных параметров сигналов из всей совокупности потенциально измеримых, характеризующий систему распознавания одним числом.

При использовании поляриметрических РЛС ДЗ имеется возможность выделения большого количества признаков объектов [4, 5], существенно различающихся между собой по информативности, причем многие из них имеют явно выраженный негауссовский характер распределения [5, 6].

Существует два основных подхода к построению мер информативности. Первый из них связывает выбор признаков с качеством классификации: эффективность выбранных признаков непосредственно выражается в терминах вероятности ошибки распознавания [7].

При втором подходе меры информативности базируются либо на метриках элементов из разных классов (например, расстояния Евклида, Махаланобиса и др. [8]) без учета формы распределения вероятностей, либо на оценках плотностей распределения признаков классов (дивергенция Кульбака [8], расстояния Бхатачария [7, 9], Матуситы (Matusita) [9]), определенные их авторами только для двух классов объектов. В развитие данного подхода в работе [10] был предложен критерий обобщенной различимости классов объектов, основанный на дивергенции Кульбака, распространенной на случай большого количества классов объектов.

Постановка задачи исследований

Известно [7], что при гауссовском распределении признаков объектов распознавания критерии вероятности ошибки распознавания и дивергенции Кульбака являются взаимосвязанными. Использование поляризационных признаков для распознавания объектов ДЗ требует анализа эффективности критериев информативности в условиях негауссовского характера распределения вероятностей признаков.

Целью данной работы является исследование критерия обобщенной различимости классов объектов и его сравнение с традиционным критерием вероятности ошибки в условиях существенно негауссовского распределения признаков распознавания.

1. Мера различимости множества классов объектов

Предположим, имеется множество классов объектов $A=\{a_k\}$, $k=\overline{1,K}$, которое характеризуется дискретным распределением априорных вероятностей

$$P=P(a_k),\ k=\overline{1,K},\ \sum_{k=1}^{K} P(a_k)=1 .$$

Информация о каждом классе объектов содержится в параметрах $\vec{\xi}=\{\xi_1,...,\xi_m\}$ регистрируемого РЛС ДЗ сигнала $S(t,\vec{\xi})$. Каждый класс a_k описывается плотностью распределения $\rho(\vec{x} \mid a_k)$, где вектором $\vec{x}$ обозначена конкретная реализация случайного вектора $\vec{\xi}$. Система распознавания объектов ДЗ по результатам измерений параметров $\vec{x}$ сигнала $S(t,\vec{\xi})$ должна определить класс a_k.

С точки зрения РЛС ДЗ наблюдается один случайный процесс $S(t,\vec{\xi})$, являющийся функцией двух случайных величин:

- появления класса объектов $a_k \in \{A\}$ с вероятностной мерой $P(A|a_k)=P(a_k)$;

- значений параметров $\vec{x}$ сигнала $S(t,\vec{\xi})$, зависящих от a_k, но являющихся случайной величиной при фиксированном a_k в силу флуктуации параметров объектов ДЗ.

Совместное вероятностное пространство $\{\vec{\xi}\cup A\}$ может быть описано дискретно - непрерывным распределением вероятностей $\rho(A,\vec{x})$, которым описываются любые возможные значения a_k и $\vec{x}$ выборочного пространства $\{A,\vec{\xi}\}$ [10]. При этом

$$\rho(\vec{x}|\bar{a}_k)=\frac{1}{1-P(a_k)}\sum_{i\neq k=1}^{K}\rho(a_i,\vec{x}),\ \{\vec{\xi}\}.$$

Неопределенность совместного вероятностного пространства K, в которой приходится работать РЛС ДЗ, в теории информации [11] принято характеризовать энтропией пространства $\{\vec{\xi}\cup A\}$, которая для меры неопределенности Кульбака [8]

$$H(z)=\ln[1-z/z] \tag{1}$$

будет иметь вид [12]

$$H(\vec{\xi}\cup A)=\int_R \rho(\vec{x})\cdot\ln\left(\frac{1-\rho(\vec{x})}{\rho(\vec{x})}\right)d\vec{x},$$

где

$$\rho(\vec{x})=\sum_{k=1}^{K}P(a_k)\cdot\rho(A,\vec{x}).$$

Если $P(a_k)>0,\ k=\overline{1,K}$, то условная вероятность того, что исходом A является a_k, при условии, что исходом $\vec{\xi}$ является $\vec{x}$, определяется [7] как

$$P(a_k \mid \vec{x})=\rho(A,\vec{x})/\rho(\vec{x}), \tag{2}$$

т.е. появление события $\vec{\xi}=\vec{x}$ изменяет вероятность события $A=a_k$ от априорной вероятности $P(a_k)$ до апостериорной $P(a_k|\vec{x})$. Количественной мерой этого изменения в теории информации [12] принимают неопределенность $H(\bullet)$, которую удается снять при "трансформации" априорного распределения $P(a_k)$ в апостериорное $P(a_k|\vec{x})$:

$$I(a_k;\vec{x})=H[P(a_k)]-H[P(a_k|\vec{x})]. \tag{3}$$

Выражение (3) можно интерпретировать как информацию о событии $A=a_k$, содержащуюся в событии $\vec{\xi}=\vec{x}$. В частности, для меры неопределенности Кульбака (1) [12]

$$I(a_k;\vec{x})=\ln\frac{(1-P(a_k))\cdot\rho(a_k,\vec{x})}{P(a_k)\cdot\sum_{j\neq k=1}^{K}\rho(a_j,\vec{x})}, \tag{4}$$

откуда следует, что при появлении события $\vec{\xi}=\vec{x}$ количество информации $I(a_k|\vec{x})=H[P(a_k|\vec{x})]$ в пользу $A=a_k$ для меры информации Кульбака равно

$$I(a_k|\vec{x})=\ln\left[\sum_{j\neq k=1}^{K}\rho(a_j,\vec{x})\Big/\rho(a_k,\vec{x})\right]. \tag{5}$$

Согласно (5), информативность совокупности параметров $\vec{x}$ сигнала $S(t,\vec{\xi})$ может быть выражена через отношение правдоподобия [13]

$$B_{kj}(\vec{x}) = \rho(\vec{x}|a_k)/\rho(\vec{x}|a_j),\ j,k=\overline{1,K}, \quad (6)$$

где $\rho(\vec{x}|a_k) = \rho(a_k,\vec{x})/P(a_k)$.

Среднее значение логарифма отношения правдоподобия (6)

$$\hat{B}_{kj} = \ln\frac{P(a_k)}{P(a_j)} - \int_{-\infty}^{\infty}\rho(\vec{x}|a_k)\cdot\ln\left[\frac{P(a_k|\vec{x})}{P(a_j|\vec{x})}\right]d\vec{x} \quad (7)$$

можно рассматривать как среднюю информацию для различения в пользу a_k против a_j, а $\hat{B}_{jk}$ - как среднюю информацию для различения в пользу a_j против a_k [11]. Тогда можно ввести меру различимости двух классов объектов a_k и a_j как

$$J(a_k,a_j|\vec{\xi}) = \int_{-\infty}^{\infty}\left\{\rho(\vec{x}|a_k)-\rho(\vec{x}|a_j)\right\}\cdot\ln\left[\frac{P(a_k|\vec{x})}{P(a_j|\vec{x})}\right]d\vec{x}. \quad (8)$$

Выражение (8) совпадает с дивергенцией Кульбака [8], однако применимо лишь в случае двух классов объектов.

Для случая $N > 2$ классов из соотношения

$$\sum_{k=1}^{K}\int_{-\infty}^{\infty}\rho(a_k,\vec{x})\,d\vec{x} = 1$$

можно записать:

$$\sum_{i\neq k=1}^{K}\int_{-\infty}^{\infty}\rho(a_i,\vec{x})\,d\vec{x} = 1-P(a_k). \quad (9)$$

Введя обозначение $\rho(\vec{x}|\breve{a}_k)$ для смеси плотностей вероятностей всех классов, за исключением a_k, и потребовав $\int_{-\infty}^{\infty}\rho(\vec{x}|\breve{a}_k)\,d\vec{x} = 1$, из (9) получим

$$\rho(\vec{x}|\breve{a}_k) = \frac{1}{1-P(a_k)}\sum_{i\neq k=1}^{K}\rho(a_i,\vec{x}), \quad (10)$$

что позволяет определить меру различимости класса a_k на фоне остальных классов как

$$J(a_k|\vec{\xi}) = \int_{-\infty}^{\infty}\left\{\rho(\vec{x}|a_k)-\rho(\vec{x}|\breve{a}_k)\right\}\cdot\ln\frac{\rho(\vec{x}|a_k)}{\rho(\vec{x}|\breve{a}_k)}\,d\vec{x}. \quad (11)$$

Тогда среднее значение $J(a_k|\vec{\xi}),\ k=\overline{1,K}$ будет представлять собой меру различимости множества классов $\{A\}$ на совокупности параметров $\{\vec{\xi}\}$ [10]

$$J\{\vec{\xi}\} = \sum_{k=1}^{K}P(a_k)\cdot J(a_k|\vec{\xi}). \quad (12)$$

Выражение для обобщенной различимости (12) позволяет выполнять сравнение информативности различных подмножеств из полной совокупности параметров $\{\vec{\xi}\}$ сигнала $S(t,\vec{\xi})$ при количестве классов объектов $K > 2$.

2. Различимость объектов при гауссовском распределении признака

Разработанный в [10] критерий различимости множества классов объектов (12) зависит в общем случае от распределения априорных вероятностей появления объектов $P(a_k)$, их количества K и вида распределения $\rho(\vec{x}|a_k)$ признака $\vec{\xi}$. Предположим, априорные вероятности появления K классов объектов равны $P(a_k) = 1/K$, в одномерном признаковом пространстве ξ объекты отличаются только средним значением нормального распределения информативного параметра x (рис. 1):

$$\rho_N(x|a_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\cdot\exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m_k}{\sigma}\right)^2\right), \quad (13)$$

где σ – среднеквадратическое отклонение признака P_{err}; $m_k = (k-1)\cdot\Delta m$ – среднее значение, линейно зависящее от номера класса $k=\overline{1,K}$.

Тогда расстояние между классами [7] может быть оценено отношением $\Delta m/\sigma$.

При распознавании объектов по максимуму апостериорной вероятности (2) вся область принятия решений разделяется на K непересекающихся областей W_k принятия решения в пользу класса a_k:

$$W = \{W_1\cup\ldots\cup W_k\}\in R,\ W_j\cap W_k = \varnothing,$$
$$j\neq k=\overline{1,K}.$$

Вероятность принятия правильного решения в пользу класса a_k определяется при этом как

$$P_k^+ = \int_{W_k}\rho_N(x|a_k)dx,$$

а полная вероятность ошибки при принятии решения может быть оценена как

$$P_{err} = 1-\sum_{k=1}^{K}P(a_k)\cdot P_k^+. \quad (14)$$

Зависимость вероятности ошибки (14) от расстояния между классами $\Delta m/\sigma = 1...10$ при количестве классов объектов K =2…5, представленная на рис. 2, показывает, что при уменьшении различимости объектов вероятность ошибки стремится к своему теоретическому пределу $(K-1)/K$ [7], а увеличение количества классов объектов при фиксированном межклассовом расстоянии приводит к увеличению вероятности ошибки.

Мера информативности признака (12) связана с вероятностью ошибки обратно пропорциональной зависимостью гиперболического типа (рис. 3), с ростом различимости объектов вероятность ошибки при их распознавании уменьшается, однако степень этой зависимости определяется количеством классов объектов, что объясняется структурой критерия (12), характеризующего различимость всех классов объектов. В качестве примера в табл. 1 приведены матрицы различимости 2,3 и 4-х объектов при $\Delta m/\sigma = 2$, имеющие вид:

$$\begin{bmatrix} J(a_1) & J(a_1,a_2) & \dots & J(a_1,a_K) \\ & \dots & & \\ J(a_K,a_1) & J(a_K,a_2) & \dots & J(a_K) \end{bmatrix} \Rightarrow J(\vec{\xi}).$$

На главной диагонали матрицы представлены различимости $J(a_k)$ класса a_k, $k=\overline{1,K}$ на фоне остальных классов, недиагональные элементы $J(a_j,a_k)$, $j \ne k = \overline{1,K}$ соответствуют дивергенции Кульбака для 2-х классов.

При распознавании 2-х объектов их обобщенная различимость не отличается от дивергенции Кульбака. При наличии 3-х объектов при фиксированном расстоянии $\Delta m/\sigma$ между ними различимость «соседних» объектов не изменяется, однако увеличение расстояния, например, для объектов a_1 и a_3 приводит к росту дивергенции $J(a_j,a_k)$, повышению различимости объекта a_1 на фоне остальных классов $J(a_k)$ и, соответственно, увеличению различимости множества классов $J\{\xi\}$.

Интересным свойством различимости объекта на фоне остальных классов (11) является возможность выявления классов, маскируемых соседними классами. Так, например, при K =3 (см. рис. 1) различимость объекта a_2 ($J(a_2)$=2,31 в табл. 1) существенно ниже различимости его «соседей» ($J(a_1)=J(a_3)$ =7,34), в то время как попарные дивергенции Кульбака $J(a_j,a_k)$ показывают только «расстояние» между данными классами объектов.

Таблица 1

Матрицы различимости объектов с гауссовским распределением информативного параметра при $\Delta m/\sigma = 2$

Номер класса	1	2	3	4	Различимость $J\{\xi\}$
Количество классов объектов K =2					
1	**4,00**	4,00	-	-	4,00
2	4,00	**4,00**	-	-	
Количество классов объектов K =3					
1	**7,34**	4,00	16,0	-	5,66
2	4,00	**2,31**	4,00	-	
3	16,0	4,00	**7,34**	-	
Количество классов объектов K =4					
1	**11,8**	4,00	16,0	36,0	8,16
2	4,00	**4,51**	4,00	16,0	
3	16,0	4,00	**4,51**	4,00	
4	36,0	16,0	4,00	**11,8**	

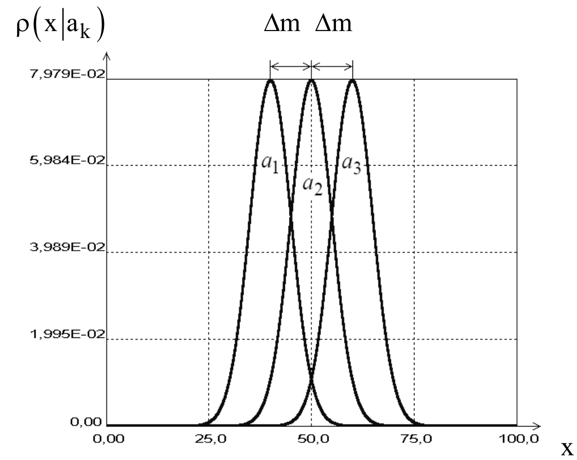

Рис. 1. Гауссовская модель признака x для 3-х классов объектов при межклассовом расстоянии $\Delta m/\sigma = 2$

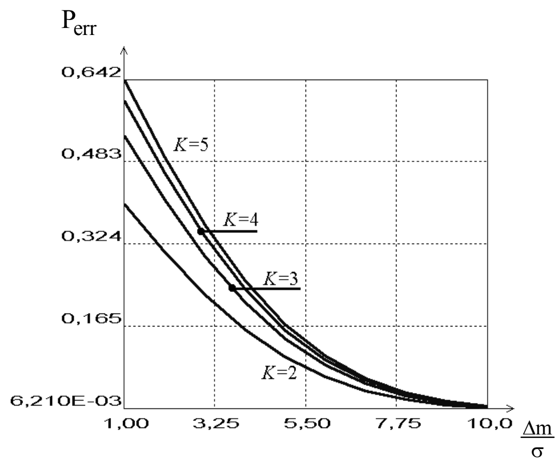

Рис. 2. Зависимости вероятности ошибки распознавания P_{err} от межклассового расстояния $\Delta m/\sigma$ для различного количества классов K

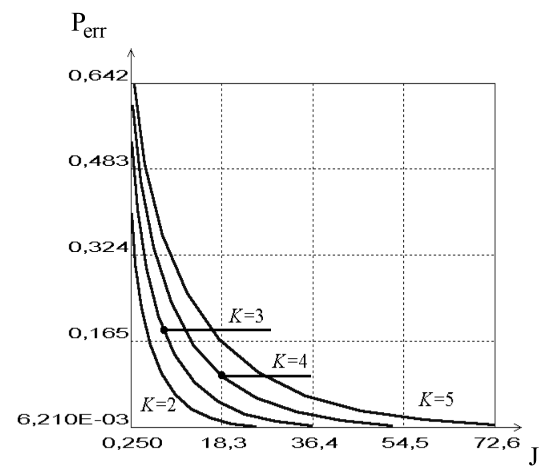

Рис. 3. Взаимосвязь вероятности ошибки распознавания P_{err} с различимостью (12) J объектов при изменении межклассового расстояния J для различного количества классов K

3. Различимость множества классов объектов при негауссовском распределении признака

Большинство поляризационных характеристик объектов ДЗ имеют негауссовскую плотность распределения вероятностей (ПРВ) [5, 6], определены в фиксированной области допустимых значений (например, $x \in [-\pi, \pi]$ для угловых величин или $x \in [0,1]$ для нормированных коэффициентов [3, 5]) и могут быть описаны S_B - распределением Джонсона [14] вида

$$\rho(x|\varepsilon,\lambda,\eta,\gamma) = \frac{\eta}{\sqrt{2\pi}} \cdot \frac{\lambda}{(x-\varepsilon)\cdot(\lambda - x + \varepsilon)} \times \\ \times \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\gamma + \eta \cdot \ln\left(\frac{x-\varepsilon}{\lambda+\varepsilon-x}\right)^2\right]\right\}, \qquad (15)$$

где $\varepsilon, \lambda, \eta, \gamma$ – параметры ПРВ, зависящие от типа объекта.

При фиксированной области определения признака, например, $x \in [0,1]$, параметр сдвига $\varepsilon = 0$, параметр масштаба $\lambda = 1$, и форма ПРВ определяется параметрами η, γ, которые могут быть найдены при заданных коэффициентах асимметрии a и эксцесса e путем решения интегральных уравнений методом, предложенным в [15].

Вид ПРВ статистической модели (15) при различных значениях коэффициентов асимметрии a и эксцесса e представлен на рис. 4, анализ которого показывает, что, для негауссовских распределений отношение $\Delta m / \sigma$, использовавшееся при анализе различимости гауссовских распределений, не может служить мерой «расстояния» между классами объектов, поскольку одинаковые «межклассовые расстояния», например, $\Delta m / \sigma$ =2, будут наблюдаться при различных значениях асимметрии и эксцесса, и при этом вероятность ошибки распознавания также будет иметь различные значения.

Необходимо отметить, что зависимости $\Delta m / \sigma$ от асимметрии близки к линейным, поэтому анализ мер различимости целесообразно проводить путем варьирования разницы коэффициентов асимметрии ПРВ $\Delta a = a_2 - a_1$ при фиксированных коэффициентах эксцесса e. Зависимость различимости двух объектов, описываемых ПРВ вида (15), от разности коэффициентов асимметрии Δa при различных значениях коэффициента эксцесса e приведены на рис. 5, анализ которого показывает, что с ростом разности коэффициентов асимметрии различимость растет, однако скорость роста зависит от коэффициента эксцесса. При малых коэффициентах эксцесса различимость растет быстро, подобно различимости гауссовских ПРВ (см. 3). При больших (по модулю) значениях коэффициента эксцесса объекты слабо различимы при любых значениях асимметрии (в пределах области значений асимметрии и эксцесса, занимаемой S_B - распределением Джонсона [14]).

Зависимости вероятности ошибки распознавания двух объектов от разности коэффициентов асимметрии Δa при различных значениях коэффициента эксцесса e (рис. 5) заметно отличаются от подобных зависимостей для гауссовских ПРВ (см. рис. 3), а взаимосвязь различимости и вероятности ошибки распознавания двух объектов становится (в отличие от гауссовских статистических моделей) неоднозначной, что обусловлено несимметричностью ПРВ (15) и различиями в областях интегрирования при вычислении вероятности ошибки и различимости (дивергенции). Поскольку при вычислении различимости интегрирование производится по всей области определения признака W, а при вычислении вероятности ошибки (14) в интегрировании участвуют неперекрывающиеся области принятия решения W_k, $k = \overline{1,K}$, границы которых при равновероятной гипотезе появления классов объектов определяются равенством отношений правдоподобия (6) единице, то при асимметричном распределении признаков результаты интегрирования не будут пропорциональны и будут зависеть от степени асимметричности ПРВ.

Кроме того, при негауссовских ПРВ возможна ситуация, принципиально невозможная при гауссовских распределениях, в которой наблюдается эффект «маскирования» одних классов объектов другими, как, например, показано на рис. 6. При распознавании такого набора объектов решения будут приниматься только в пользу объектов «1» и «2», поскольку $W = W_1 \cup W_2$, а область принятия решения в пользу классов «3» и «4» пуста ($W_3 = W_4 = \varnothing$), вследствие чего вероятность ошибки не зависит от формы ПРВ этих классов объектов (см. табл. 2). В отличие от вероятности, ошибки различимость (12) зависит от формы ПРВ «скрытого» класса объектов, поскольку вычисляется по всей области определения признака. Так при ассиметричной ПРВ «скрытого» класса «3» (рис. 6) различимости классов объектов $J\left(a_1 | a_2, a_3\right)$ и $J\left(a_2 | a_1, a_3\right)$ не равны, а при симметричной ПРВ класса «4» $J\left(a_1 | a_2, a_4\right) = J\left(a_2 | a_1, a_4\right)$ (см. табл. 2). Таким образом, различимость классов объектов (12) в условиях негауссовских распределений признаков является более информативной мерой различимости объектов, чем вероятность ошибки, поскольку позволяет выявлять «скрытые» классы объектов.

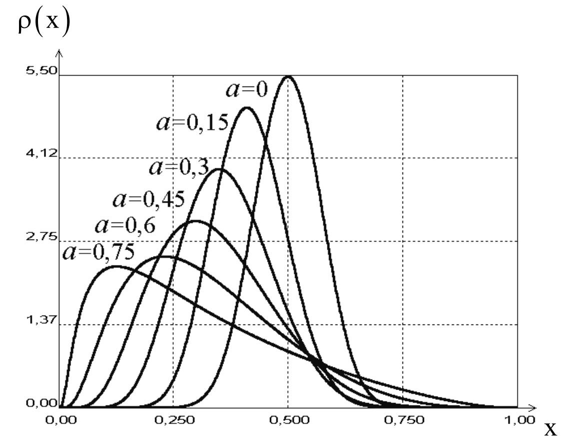

Рис. 4. Зависимость формы негауссовской ПРВ $\rho(x)$ (15) от коэффициента асимметрии a при коэффициенте эксцесса $e = -0{,}15$

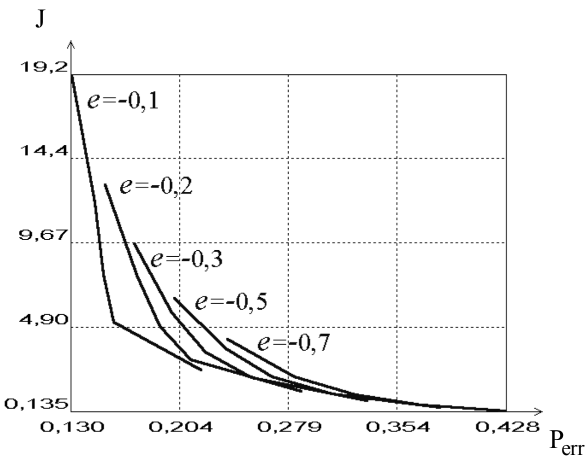

Рис. 5. Взаимосвязь различимости и вероятности ошибки распознавания двух объектов от разности коэффициентов асимметрии Δa при различных значениях коэффициента эксцесса e

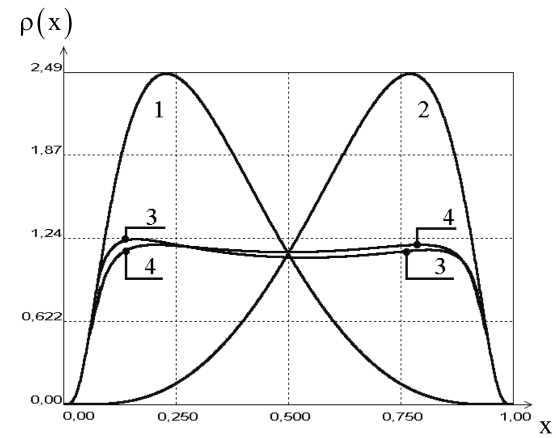

Рис. 6. Пример маскирования классов объектов при негауссовских ПРВ признаков: $a_1 = 0{,}6$; $e_1 = -0{,}15$; $a_2 = -0{,}6$; $e_2 = -0{,}15$; $a_3 = 0{,}1$; $e_3 = -1{,}2$; $a_4 = 0{,}0$; $e_4 = -0{,}15$.

Таблица 2

Вероятность ошибки и различимость объектов в условиях маскирования объектов с негауссовскими ПРВ признака

Номер класса объектов (см. рис. 9)	1	2	3	4
Вероятность правильного решения в пользу класса (1 из 3-х)	0,564	0,564	0,0	–
	0,564	0,564	–	0,0
Различимость 1-го объекта на фоне двух других	2,103	2,189	0,159	–
	2,132	2,132	–	0,143

Заключение

Одним актуальных направлений совершенствования аэрокосмических средств ДЗ является использование радиолокационной поляриметрии, однако результаты интерпретации получаемых при этом данных во многом определяются подходом к выделению признаков распознавания объектов ДЗ.

Традиционно используемый для выбора признаков критерий вероятности ошибки распознавания является в большей степени характеристикой системы принятия решений, чем информационной мощности признакового пространства.

В условиях негауссовских распределений признаков в качестве критерия информативности признакового пространства целесообразным является использование дивергенции Кульбака, обобщенной на случай большого количества классов объектов.

Проведенный сравнительный анализ критериев вероятности ошибки распознавания и обобщенной различимости классов объектов показал, что они однозначно взаимосвязаны только при нормальных плотностях распределения признаков.

При негауссовских распределениях признаков критерий обобщенной различимости, в отличие от критерия вероятности ошибки, позволяет выявлять «скрытые» классы объектов, т.е. является более информативной мерой различимости для решения задачи выбора признаков распознавания объектов.

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. *Сучасні інформаційні технології екологічного моніторингу Чорного моря [Текст] / С. Довгий, Г. Красовський, В. Радчук [та ін.]. – К.: Інформаційні системи, 2010. – 260 с.*

3. *Cloude, S.R. Polarisation: Applications in Remote Sensing [Text] / S.R. Cloude. – Oxford University Press, 2009. – 352 p.*

4. Козлов, А.И. Поляризация радиоволн. Кн. 2. Радиолокационная поляриметрия [Текст] / А.И. Козлов, А.И .Логвин, В.А. Сарычев. – М.: Радиотехника, 2007. – 640 с.

5. Попов, А.В. Сравнительный анализ теорем декомпозиции поляризационных характеристик объектов активного аэрокосмического дистанционного зондирования [Текст] / А.В. Попов // Авиационно–космическая техника и технология. – 2010. – № 5 (72). – С. 90 – 99.

6. Попов, А.В. О поляризационной модуляции радиолокационных сигналов, отраженных морской поверхностью [Текст] / А.В. Попов, М.В. Борцова // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2011. – №1 (17). – С. 46 – 55.

7. Фукунага, К. Ведение в статистическую теорию распознавания образов: пер. с англ. [Текст] / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. – 367 с.

8. Кульбак, С. Теория информации и статистика [Текст]: пер. с англ. / С. Кульбак. – М.: Наука, 1968. – 302 с.

9. Gordon, A.D. Classification: Monographs on statistics and applied probability [Text] / A.D. Gordon. – Boca Raton: CRC Press LLC, 1999. – 248 p.

10. Попов, А.В. Критерий информативности параметров сигналов для радиолокационного распознавания объектов [Текст] / А.В. Попов // Авиационно–космическая техника и технология. – 1999. – № 12. – С. 44 – 47.

11. Галлагер, Р. Теория информации и надежная связь [Текст]: пер. с англ. / Р. Галлагер. – М.: Сов. радио, 1974. – 720 с.

12. Косенко, Г.Г. Критерии информативности при различении сигналов [Текст] / Г.Г. Косенко. – М.: Радио и связь, 1982. – 214 с.

13. Фалькович, С.Е. Оптимальный прием пространственно–временных сигналов в радиоканалах с рассеянием [Текст] / С.Е. Фалькович, В.И. Пономарев, Ю.В. Шкварко. – М.: Радио и связь, 1989. – 296 с.

14. Хан, Г. Статистические модели в инженерных задачах [Текст]: пер с англ. / Г. Хан, С. Шапиро. – М.: Мир, 1969. – 396 с.

15. Попов, А.В. Разработка метода построения негауссовских статистических моделей экспериментальных данных [Текст] / А.В. Попов, И.Н. Колесник // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2009. – № 3 (37). – С. 33 – 39.

Поступила в редакцию 6.09.2011

Рецензент: д-р техн. наук, проф., начальник отдела радиолокации Г.И. Хлопов, Институт радиофизики и электроники им. А.Я. Усикова НАН Украины, Харьков.

КРИТЕРІЙ РОЗРІЗНЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ПРИ НЕГАУСОВСЬКОМУ РОЗПОДІЛІ ОЗНАК

А.В. Попов

Замість традиційного критерію імовірності помилки розпізнавання об'єктів за радіолокаційними даними для оцінки інформативності ознак пропонується критерій розрізнення, заснований на дивергенції Кульбака, розповсюдженої на випадок великої кількості класів об'єктів. Показано, що, на відміну від запропонованого критерію, при негаусовському розподілі ознак об'єктів використання критерію імовірності помилки може приводити до «маскування» одних об'єктів іншими. Наведено результати порівняльного аналізу критеріїв розрізнення й імовірності помилки в умовах негаусовських розподілів ознак розпізнавання об'єктів дистанційного зондування.

Ключові слова: дистанційне зондування, розпізнавання об'єктів, імовірність помилки, дивергенція Кульбака, розрізнення, негаусовський розподіл імовірностей.

A CRITERION FOR REMOTE SENSING OBJECTS DISCRIMINATION IN CASE OF NON-GAUSSIAN DISTRIBUTION OF SIGNATURES

A.V. Popov

The error probability is the conventional criterion used in objects recognition while working with radar data. It is shown that in case of non-Gaussian distribution of the objects' signatures the error probability criterion may result in "masking" some objects by some others. Therefore, a new criterion for signatures informativity estimation is suggested. The given criterion is based on Kulback's divergence applied to the case of big amount of objects' classes. Results of comparative analyses of the discrimination criterion and the error probability in case of non-Gaussian distribution of recognition-informative signatures are presented.

Key words: remote sensing, target recognition, error probability, Kulback's divergence, non-Gaussian probability distribution.

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