

УДК 621.391

И.К. ВАСИЛЬЕВА

*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Украина***ИССЛЕДОВАНИЕ КРИТЕРИЕВ ИНФОРМАТИВНОСТИ МНОГОМЕРНЫХ ПРИЗНАКОВ ОБЪЕКТОВ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ**

Рассмотрены основные критерии, применяемые в статистической теории принятия решений и в теории информации для оценки информативности многомерных признаков классов объектов. Исследованы зависимости каждого критерия от степени и направления корреляционных связей между компонентами двумерных признаков versus эталонная мера: оценка вероятности правильного распознавания по критерию максимального правдоподобия. Контрольные выборки признаков двух классов объектов были получены путем моделирования двумерных нормальных совокупностей как с равными, так и с различными корреляционными матрицами. Значения коэффициентов взаимной корреляции компонент признаков варьировались в диапазоне от $-0,99$ до $0,99$. Показано, что из отобранных критериев информативности наиболее адекватными эталону являются расстояния Матуситы и Бхатачария, а также дивергенция Кульбака, однако при вычислении двух последних мер возможна сингулярность.

Ключевые слова: распознавание, критерий информативности, вероятность ошибки, дивергенция

Введение

При проектировании автоматических систем обнаружения и распознавания одной из первоочередных задач является определение параметров, подлежащих измерению и обработке для обеспечения достоверной классификации объектов наблюдения. Для обнаружения малозаметных объектов, распознавания классов объектов в реальном масштабе времени, экологического мониторинга, проведения поисково-спасательных работ необходимо использовать многоканальные системы со сложной структурой сигнала [1]. Сигнальные признаки объектов в таком случае описываются многомерными векторами, что приводит к усложнению алгоритмов распознавания, увеличению времени принятия решения и существенному удорожанию распознающих систем. Отбор наиболее информативных признаков, т.е. таких, которые являются наиболее эффективными для разделения классов, позволяет уменьшить размерность признакового пространства и упростить процедуру классификации [2, 3].

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 правильного распознавания $P_{пр}$ [4]. На практике одним из наиболее распространенных критериев является эмпирическая вероятность ошибки, а именно относительное количество неверных решений в серии тестовых распознаваний.

При втором подходе оптимальный выбор признаков осуществляется вне связи с качеством алго-

ритма классификации. В этом случае меры информативности базируются на метриках элементов из разных классов (расстояния Евклида, Махаланобиса [4], критерии дискриминантного анализа, основанные на матрицах внутриклассовых разбросов наблюдений и расстояний между классами [4] и др.), либо на оценках плотностей распределения вероятностей (ПРВ) признаков классов (дивергенция Кульбака [5, 6], расстояния Бхатачария, Матуситы (Matusita) [7] и т.п.).

Вероятность ошибки $P_{ош}$ (и связанный с ней риск потерь) считается наилучшей с практической точки зрения мерой эффективности признаков; это значит, что эмпирические оценки $P_{ош}$ (или $P_{пр}$) можно использовать в качестве эталона, позволяющего качественно сравнить возможности других критериев адекватно отражать степень «полезности» признака для разделения классов.

Поскольку величина вероятности $P_{пр}$ для принятой классификационной процедуры зависит от степени и направления взаимных корреляционных связей между компонентами признаков, то предлагается считать эффективными такие критерии информативности, для которых указанные зависимости имеют подобный вид. Т.о., сравнивая наблюдаемый характер влияния величины коэффициента корреляции r_{12} на значения вероятности $P_{пр}$ (убывает, возрастает, не изменяется) с соответствующими зависимостями других критериев информативности, можно оценить их адекватность эталону по наличию монотонной связи с оценкой $P_{пр}$ как функции от r_{12} . Как дополнительный фактор эффективности исследуемых критериев можно учитывать отсутствие сингулярности при вычислениях.

Т.о., целью работы являлся сравнительный анализ ряда известных критериев информативности по двум бинарным (да / нет) показателям эффективности: адекватность эталонной мере (монотонная связь с зависимостью $P_{пр}(r_{12})$ при варьировании r_{12} в диапазоне от $-0,99$ до $0,99$) и устойчивость процедуры вычисления критерия. При исследовании полагалось, что признаки классов – двумерные нормально распределенные случайные величины. Для получения оценок $P_{пр}$ использовался критерий максимального правдоподобия.

1. Критерии информативности

Как отмечалось выше, наилучшим критерием информативности признаков считается вероятность ошибки. Однако этот критерий жестко связан с решающим правилом системы, следовательно, он характеризует не только возможности сигналов и их параметров с точки зрения разделения выборочного пространства на классы объектов, но и сам распознающий аппарат. В теории статистических решений все виды решающих правил основаны на формировании отношения правдоподобия L и его сравнения с некоторым порогом, значение которого определяется выбранным критерием качества [4]:

$$L(\bar{x}) = f_p(\bar{x}|a_2) / f_p(\bar{x}|a_1) \geq c. \quad (1)$$

Т.о., результаты распознавания зависят не только от вида условных по классам ПРВ $f_p(\bar{x}|a_k)$ в совместном вероятностном пространстве, но и от критерия принятия решения. Поэтому для сравнения информативности различных признаков на этапе уточнения признакового пространства обычно используют результаты тестовых распознаваний по байесовской процедуре или по критерию максимального правдоподобия, если отсутствует априорная информация о вероятностях появления классов и потерях [4]. Для обеспечения сопоставимости результатов распознавания объемы контрольных выборок должны быть одинаковы для всех исследуемых признаков.

По сути, вероятности ошибочных решений количественно выражают объемы таких областей пересечения плотностей $f_p(\bar{x}|a_k)$ (ограниченные плоскостью принятия решений), для которых решение в пользу класса a_k менее вероятно, чем альтернативная гипотеза. Как показано в [8], эффект корреляции компонент многомерного признака вызывает трансформацию совместной ПРВ (поворот и масштабирование осей эллипса рассеяния), что сказывается на значениях вероятностей ошибок; при этом возможно как уменьшение, так и увеличение достоверности распознавания в зависимости от вза-

имной ориентации вектора, соединяющего центры рассеяния двух классов, и собственного вектора корреляционной матрицы (КМ), соответствующего ее максимальному собственному значению λ_{max} . Следовательно, о наличии соответствия исследуемого критерия эталонной мере можно судить по результатам анализа его зависимости от величины r_{12} относительно характера зависимости $P_{пр}(r_{12})$.

Кроме оценок $P_{пр}$ ($P_{ош}$) для сравнения информативности признаков используют критерии, основанные на метриках элементов из разных классов и интегральные критерии, использующие оценки ПРВ. Если функция критерия $J(X_1, \dots, X_g)$ понимается как расстояние между классами в признаковом пространстве с координатами X_1, \dots, X_g , то оптимальный выбор признаков определяется максимальными значениями критерия. В других случаях критерий выражает диаметр или объем области, занимаемый классом в признаковом пространстве, и задача формирования информативных признаков состоит в минимизации критерия. Под «расстоянием внутри класса» понимают наибольшее расстояние между точками, принадлежащими одному классу:

$$\max(d)_{\{\{\bar{x}, \bar{x}'\} \in X\}}, d = \sqrt{(\bar{x} - \bar{x}')^T (\bar{x} - \bar{x}')} = \|\bar{x} - \bar{x}'\|.$$

Расстояние между двумя классами определяется наиболее удаленными точками из этих классов.

Функции критерия, основанные на понятии «расстояния», можно получить из матриц рассеяния, используемых в дискриминантном анализе [4].

Матрица разброса между K классами:

$$S_B = \sum_{k=1}^K n_k (\bar{m}_k - \bar{m})(\bar{m}_k - \bar{m})^T, \quad (2)$$

где $\bar{m}_k = \sum_{\bar{x} \in X_k} \bar{x} / n_k$ – средний вектор k -го класса, представленного выборкой из n_k отсчетов;

$$\bar{m} = \sum_{k=1}^K n_k \bar{m}_k / n$$
 – полный средний вектор.

Матрица разброса внутри класса S_W пропорциональна корреляционной выборочной матрице:

$$S_W = \sum_{k=1}^K S_k, \quad (3)$$

где $S_k = \sum_{\bar{x} \in X_k} (\bar{x} - \bar{m}_k)(\bar{x} - \bar{m}_k)^T$.

Для того чтобы получить критерий разделимости классов, с этими матрицами нужно связать скаляр, как, например, в следующих критериях:

$$J_1 = \text{tr}(S_2^{-1} S_1), \quad (4)$$

где $S_1 = S_B$;

$$S_2 = S_W \text{ или } S_2 = S_W + S_B;$$

$$J_2 = \text{tr} S_1 / \text{tr} S_2; \quad (5)$$

$$J_3 = \ln |S_2^{-1} S_1|; \quad (6)$$

$$J_4 = |S_1| / |S_2|, \quad (7)$$

где $S_1 = S_B + S_W$; $S_2 = S_W$.

Критерии J_1, J_3, J_4 инвариантны относительно любого невырожденного линейного преобразования; критерий J_2 зависит от системы координат.

Расстояние Бхатачария связано с верхней границей $P_{\text{ош}}$ байесовского классификатора:

$$Bh = -\ln \int_X [f(\bar{x}|a_k) f(\bar{x}|a_j)]^{1/2} dX. \quad (8)$$

где X – выборочное пространство.

Дивергенция Кульбака [5] представляет собой меру разделимости классов, аналогичную Bh :

$$D = \int_X (f(\bar{x}|a_k) - f(\bar{x}|a_j)) \ln \frac{f(\bar{x}|a_k)}{f(\bar{x}|a_j)} dX. \quad (9)$$

Эта мера применима, если подмножество значений X , на котором $f(\bar{x}|a_j) = 0$, а $f(\bar{x}|a_k) \neq 0$ пусто.

Дивергенция (9) является мерой относительной важности каждого из выбранных признаков, поскольку признаки, которым соответствует большее значение D , несут больше различающей информации. Однако (9) применимо лишь в случае двух классов объектов. В работе [6] получено выражение для дивергенции класса a_k на фоне остальных классов для случая, когда число классов $K > 2$:

$$J(k) = \int_X (f(\bar{x}|a_k) - f(\bar{x}|\tilde{a}_k)) \ln \frac{f(\bar{x}|a_k)}{f(\bar{x}|\tilde{a}_k)} d\bar{x}, \quad (10)$$

где $f(\bar{x}|\tilde{a}_k)$ – смесь плотностей вероятностей для всех классов, за исключением a_k :

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

где $P(a_k)$ – априорная вероятность класса a_k .

Среднее значение $J(k)$ представляет собой меру различимости множества классов на совокупности параметров $\{\bar{x}\}$ (или обобщенную дивергенцию) [6]

$$J(\{\bar{x}\}) = \sum_{k=1}^K P(a_k) J(k)$$

и может использоваться для сравнения информативности различных подмножеств совокупности параметров.

Подобно критериям (8) – (10), для определения расстояния Матуситы необходимы сведения об условиях по классам ПРВ признака:

$$Ms = \left[\int_X (f(\bar{x}|a_k)^{1/2} - f(\bar{x}|a_j)^{1/2})^2 dX \right]^{1/2}. \quad (11)$$

При отсутствии априорной информации о ПРВ и малом объеме обучающих выборок для оценки информативности признаков используют метрические критерии, к числу которых относится расстояние Махаланобиса

$$Mh = [(\bar{m}_k - \bar{m}_j)^T \mathbf{R}_\Sigma^{-1} (\bar{m}_k - \bar{m}_j)]^{1/2} \quad (12)$$

где \mathbf{R}_Σ – общая корреляционная матрица совокупностей образов классов a_k и a_j .

Обобщенное расстояние Евклида-Махаланобиса [9]

$$EM = [(\bar{m}_k - \bar{m}_j)^T \mathbf{A}^{-1} (\bar{m}_k - \bar{m}_j)]^{1/2}, \quad (13)$$

где $\mathbf{A} = (\mathbf{R}_k + \mathbf{E})(\mathbf{R}_j + \mathbf{E})$

учитывает корреляционные свойства классов, при этом, если дисперсии признаков класса стремятся к нулю, то метрика стремится к расстоянию Евклида.

2. Сравнительный анализ критериев информативности

Исследовались зависимости критериев информативности двумерных признаков двух классов объектов (a_1 и a_2) от степени их взаимной корреляции versus эталонная мера: эмпирическая оценка вероятности правильного распознавания P . Объектами исследования были выбраны следующие меры информативности: дискриминантный критерий J (7), расстояние Бхатачария Bh (8), дивергенция D (9), расстояние Матуситы Ms (11), расстояние Махаланобиса Mh (12), обобщенное расстояние Евклида-Махаланобиса EM (13). Для случаев различных ковариационных матриц классов ($\mathbf{R}_1 \neq \mathbf{R}_2$) в (12) подставлялась усредненная КМ:

$$\mathbf{R}_\Sigma = 0,5(\mathbf{R}_1 + \mathbf{R}_2).$$

Для эталонных описаний классов были приняты двумерные нормальные плотности распределения $N_2(\bar{x}; \bar{m}, \mathbf{R})$ вида:

$$f(\bar{x}) = (2\pi)^{-p/2} |\mathbf{R}|^{-1/2} \exp \left[-\frac{1}{2} (\bar{x} - \bar{m})^T \mathbf{R}^{-1} (\bar{x} - \bar{m}) \right], \quad (14)$$

где \bar{m} – вектор МО для каждого класса объектов;

\mathbf{R} – корреляционная матрица.

Оценки вероятности P рассчитывались как среднее относительное число правильных решений о классах a_1 и a_2 в серии из N распознаваний ($N=500$). Контрольные выборки были получены путем имитационного моделирования. Имитация отсчетов коррелированного признака k -го класса \bar{x}_k осуществлялась путем преобразования [4]

$$\bar{x}_k = \Phi \Lambda^{1/2} \bar{x}^* + \bar{m}_k, \quad (15)$$

где Φ – матрица собственных векторов \mathbf{R} ;

$\Lambda = \text{diag}(\lambda_i)$ – диагональная матрица собственных значений \mathbf{R} ;

\bar{x}^* – некоррелированный вектор, компоненты которого являются стандартными нормальными случайными величинами.

Классификация проводилась по критерию максимального правдоподобия:

$$a = \begin{cases} a_2, & \text{если } L(\bar{x}) \geq 1; \\ a_1, & \text{если } L(\bar{x}) < 1, \end{cases} \quad (16)$$

решение о классе принималось по одному отсчету.

Вид полученных зависимостей критериев информативности от коэффициента взаимной корреляции r_{12} компонент признаков классов для различных случаев ориентации разностного вектора $(\bar{m}_1 - \bar{m}_2)$ по отношению к направлениям собственных векторов $\bar{\Phi}_1, \bar{\Phi}_2$ КМ R_1 и R_2 показан на рис. 1 – 3. На графиках для обозначения зависимостей $P(r_{12})$ и $D(r_{12})$ принята сплошная линия, для $Ms(r_{12})$ – короткий штрих-пунктир, для $Mh(r_{12})$ – длинный штрих-пунктир, для $EM(r_{12})$ – длинный штрих-двойной пунктир, для $J(r_{12})$ – длинный штрих, для $Bh(r_{12})$ – короткий штрих.

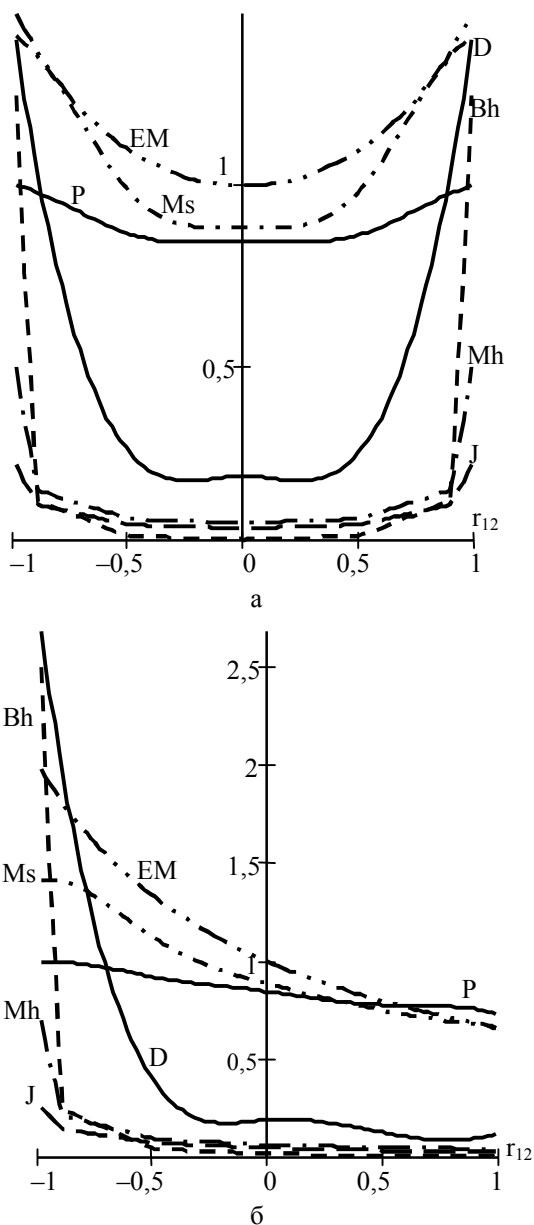


Рис. 1. Зависимости критериев информативности ($P, Ms, EM, Bh \times 0,05, Mh \times 0,05, D \times 0,05, J \times 0,05$) при равных КМ, $\bar{\sigma}_1 = \bar{\sigma}_2 = (1; 1), r_{12} = \text{var}$:
 а – $\bar{m}_1 = (0; 0), \bar{m}_2 = (2; 0)$;
 б – $\bar{m}_1 = (0; 0), \bar{m}_2 = (\sqrt{2}; \sqrt{2})$

В случае, когда КМ признаков классов одинаковы (см. рис. 1), поведение всех исследуемых критериев в той или иной мере отслеживает тренд эталона $P(r_{12})$. Следует отметить, что расстояние Бхаттария Bh и дивергенция D при относительно небольшом увеличении вероятности P возрастают полиномиально, поэтому при их численных расчетах для сильно коррелированных признаков могут возникать ошибки типа «деление на 0» или « $\ln(0)$ ».

На рис. 2 показаны зависимости критериев для случая, когда признаки классов характеризуются разными параметрами распределения, но одинаковыми вероятностями правильного распознавания.

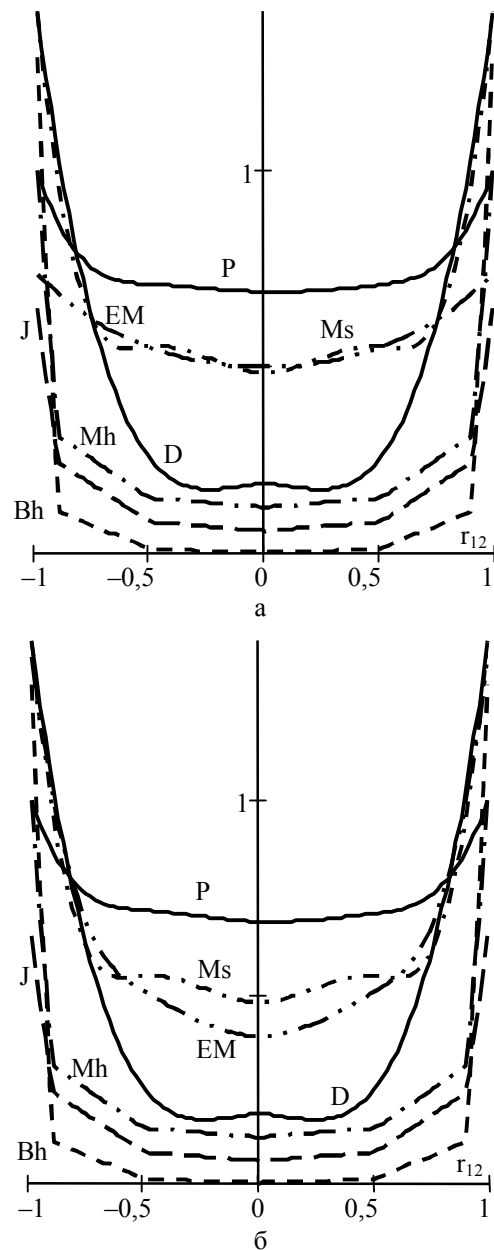


Рис. 2. Зависимости критериев информативности ($P, Ms, EM, Bh \times 0,2, Mh \times 0,2, D \times 0,2, J \times 0,2$) для случая одинаковых оценок $P_{\text{пр}}$:
 а – $\bar{m}_1 = (0; 0), \bar{m}_2 = (1; 0), \bar{\sigma}_1 = \bar{\sigma}_2 = (1; 1)$;
 б – $\bar{m}_1 = (0; 0), \bar{m}_2 = (2; 0), \bar{\sigma}_1 = \bar{\sigma}_2 = (2; 2)$

Поскольку в данном случае зависимости $P(r_{12})$ одинаковы, то и от других критериев требовалось сохранение вида своих зависимостей от r_{12} . Как показано на рис. 2, это требование не выполняется для расстояния Евклида-Махаланобиса EM.

Наконец, для случая разных КМ были рассмотрены два варианта: компоненты признака одного класса некоррелированы, а коэффициент корреляции r_{12} признака второго класса изменяется от $-0,99$ до $0,99$ (рис. 3, а) и коэффициенты корреляции признаков классов равны по абсолютной величине, но противоположны по знаку (рис. 3, б).

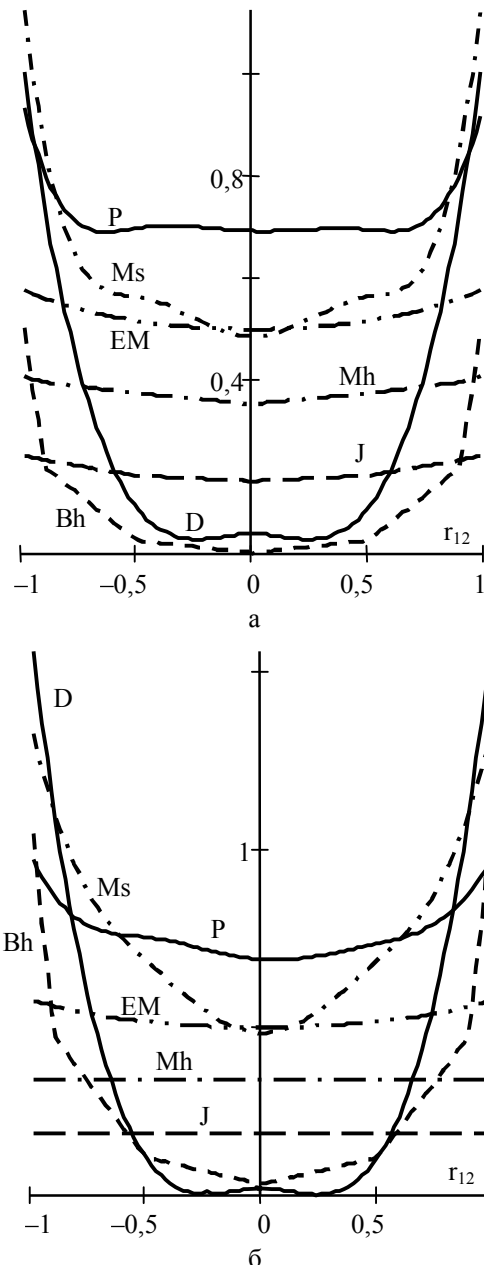


Рис. 3. Зависимости критериев информативности (P , M_s , EM , $B_h \times 0,5$, $M_h \times 0,5$, $D \times \alpha$, $J \times 0,5$) при $\bar{m}_1 = (0; 0)$, $\bar{m}_2 = (1; 0)$, $\bar{\sigma}_1 = \bar{\sigma}_2 = (1; 1)$, $r_{12} | a_1 \neq r_{12} | a_2$:
 а – $\alpha = 0,1$, $r_{12} | a_1 = 0$, $r_{12} | a_2 = \text{var}$;
 б – $\alpha = 0,05$, $r_{12} | a_1 = -r_{12} | a_2$

Кривые эталонной зависимости $P(r_{12})$ данной группы признаков имеют различный вид, тогда как зависимости критерия EM от r_{12} аналогичны (см. график $EM(r_{12})$ на рис. 3, а, б).

Если коэффициенты корреляции признаков классов противоположны (рис. 3, б), то расстояние Махаланобиса M_h и критерий J , в отличие от оценки P , перестают зависеть от степени корреляции, т.е. исчезает связь критериев M_h и J с эталонной мерой.

Т.о., анализ полученных зависимостей показал, что наиболее эффективными критериями с точки зрения соответствия эталону являются расстояние Матуситы M_s , расстояние Бхатачария B_h и дивергенция D . При равных КМ эти критерии однозначно связаны с верхней границей $P_{\text{ош}}$. Монотонная связь с эталоном для M_s , B_h и D сохраняется и тогда, когда КМ признаков классов различны.

При $R_1 = R_2$ вероятность $P_{\text{пр}}$ есть монотонно возрастающая функция метрики M_h . Если же КМ различны, то характер связи изменяется; например, при $r_{12} | a_1 = -r_{12} | a_2$ зависимость M_h от вероятности $P_{\text{пр}}$ отсутствует (см. рис. 3, б).

Результаты расчетов показали, что зависимости $J(r_{12})$ и $M_h(r_{12})$ имеют подобный характер; для исследованных случаев $R_1 \neq R_2$ критерии J и M_h отличаются на константы (см. рис. 3). Также, по показателю соответствия эталону к эффективным критериям нельзя отнести и метрику EM; так, на рис. 3 показан случай, когда для признаков с одинаковыми оценками $P_{\text{пр}}$ значения EM будут отличаться.

Заключение

Оптимальный выбор параметров, подлежащих измерению и обработке для обеспечения классификации объектов дистанционного зондирования, связан с принятым критерием информативности. Традиционный критерий вероятности ошибки вполне устраивает на этапе сравнения эффективности уже разработанных систем. Однако он предполагает наличие решения о решающем правиле системы, что, в свою очередь предопределяет структуру системы. На этапе проектирования структуры системы автоматического обнаружения и распознавания более обосновано использовать критерии, связанные с вероятностью ошибки распознавания, но не ограничивающие свободу выбора решающего правила. По результатам сравнительного анализа ряда критериев информативности можно заключить, что наиболее подходящими для оценки эффективности коррелированных признаков представляются расстояние Матуситы M_s , расстояние Бхатачария B_h и дивергенция D . При расчетах критериев B_h и D в случае сильно коррелированных признаков необходимо предусмотреть обработку случаев сингулярности.

Литература

1. Попов А.В. Радиолокационная поляриметрия в задаче информационного обеспечения поисково-спасательных работ / А.В. Попов // Сучасні інформаційні технології управління екологічною безпекою, природокористуванням, заходами в надзвичайних ситуаціях: збір. наук. праць VIII Міжнар. наук.-практ. конф., Київ - Харків - АР Крим, 7 – 11 вересня 2009 р. – С. 294 – 306.
2. A Method For Automatic Blind Estimation Of Additive Noise Variance In Digital Images / V.V. Lukin, S.K. Abramov, A.V. Popov, P.Y. Eltsov, B. Vozel, K. Chehdi // Telecommunications and Radio Engineering. – 2010. – V. 69, N. 19. – P. 1681 – 1702.
3. Попов А.В. Сравнительный анализ теорем декомпозиции поляризационных характеристик объектов активного аэрокосмического дистанционного зондирования / А.В. Попов // Авиационно-космическая техника и технология. – 2010. – №5 (72). – С. 90 – 99.
4. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов: пер. с англ. / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. – 367 с.
5. Кульбак С. Теория информации и статистика / С. Кульбак. – М.: Наука, 1968. – 302 с.
6. Попов А.В. Критерий информативности параметров сигналов для радиолокационного распознавания объектов / А.В. Попов // Авиационно-космическая техника и технология: сб. науч. тр. Нац. аэрокосм. ун-та им. Н.Е. Жуковского «ХАИ». – Вып. 12. – X., 1999. – С. 44 – 46.
7. Gordon A.D. Classification: Monographs on statistics and applied probability / A.D. Gordon. – Boca Raton: CRC Press LLC, 1999. – 248 p.
8. Васильева И.К. Влияние степени корреляции признаков на результаты распознавания объектов по данным моделирования двумерных нормальных совокупностей / И.К. Васильева, Е.А. Панкратова // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. – 2009. – № 1 (35). – С. 73 – 76.
9. Амелькин С.А. Обобщенное расстояние Евклида-Махаланобиса и его применение в задачах распознавания образов [Электронный ресурс] / С.А. Амелькин, В.М. Хачумов. – Режим доступа: <http://www.mmro.ru/files/mmro13.pdf>.

Поступила в редакцию 2.03.2011

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

ДОСЛІДЖЕННЯ КРИТЕРІЇВ ІНФОРМАТИВНОСТІ БАГАТОВИМІРНИХ ОЗНАК ОБ'ЄКТІВ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ

І.К. Васильєва

Розглянуто основні критерії, застосовувані в статистичній теорії прийняття рішень і в теорії інформації для оцінки інформативності багатовимірних ознак класів об'єктів. Досліджено залежності кожного критерію від ступеня і напрямку кореляційних зв'язків між компонентами двовимірних ознак versus еталонна міра: оцінка імовірності правильного розпізнавання за критерієм максимальної правдоподібності. Контрольні вибірки ознак двох класів об'єктів були отримані шляхом моделювання двовимірних нормальних сукупностей як з рівними, так і з різними кореляційними матрицями. Значення коефіцієнтів взаємної кореляції компонент ознак варіювалися в діапазоні від $-0,99$ до $0,99$. Показано, що з відібраних критеріїв інформативності найбільш адекватними еталону є відстані Матусіті і Бхатачарія, а також дивергенція Кульбака, однак при обчисленні двох останніх мір можлива сингулярність.

Ключові слова: розпізнавання, критерій інформативності, імовірність помилки, дивергенція.

A RESEARCH OF THE INFORMATIVITY CRITERIA OF REMOTE SENSING OBJECTS' MULTIDIMENSIONAL SIGNATURES

I.K. Vasilyeva

Basic criteria that are used in the statistical decision theory and in the information theory for estimating informativity of multidimensional signatures of object classes are considered. The ways of how every criterion depends on the level and direction of the correlation relations between two-dimensional signature components versus etalon measure i.e. estimating true recognition probability under the criterion of the maximum likelihood are researched. Test samples of signatures for the two classes of object were obtained by modeling two-dimensional normal populations with equal as well as different correlation matrixes. Cross-correlation coefficients of the signatures components were varied in the range of -0.99 to 0.99 . It is shown that from the selected informativity criteria Matusita's and Bhattacharyya's distances as well as Kulback's divergence are the most adequate to the etalon, but in calculation of the two last measures singularity is possible.

Key words: recognition, informativity criterion, error probability, divergence.

Васильєва Ирина Карловна – канд. техн. наук, доцент кафедри виробництва радіоелектронних систем, Национальний аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина.