

А. В. САВИЧ, Я. А. ФОМИН

(Москва)

РАСПОЗНАВАНИЕ МНОГОМЕРНЫХ НОРМАЛЬНЫХ АНСАМБЛЕЙ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ

Многие задачи автоматического распознавания дикторов по их голосам, выделения многомерных (векторных) сигналов на фоне флуктуационных помех, автоматического контроля и диагностики технических систем сводятся к определению принадлежности выборки $\{x_i\}$ при $i = 1, n$, состоящей из n независимых p -мерных нормально распределенных наблюдений $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})^T$, к одному из двух классов s_1 и s_2 , характеризующихся неизвестными векторами средних $a_1 = (a_{11}, \dots, a_{1p})^T$ и $a_2 = (a_{21}, \dots, a_{2p})^T$ и общей известной матрицей ковариации M [1, 2]. Вследствие того, что технические средства, с помощью которых выполняется решение указанных задач распознавания, являются, как правило, составной частью больших вычислительных информационных систем, характеризующихся высоким темпом обработки циркулирующей в них информации, к этим средствам во многих случаях предъявляются естественные требования функционирования в реальном масштабе времени, выражающиеся в том, что обучение ведется одновременно (параллельно) для двух классов s_1 и s_2 , а объемы обучающих m_1 , m_2 и контрольной n выборок минимальны, т. е. $m_1 = m_2 = m = n = 1$.

При использовании адаптивной классифицирующей процедуры в решающее правило, вместо неизвестных векторов средних a_1 и a_2 , подставляются их оценки максимального правдоподобия, которые для рассматриваемого случая минимального времени обучения $m_1 = m_2 = m = 1$ будут иметь следующий вид:

$$\hat{a}_1 = x^{(1)}, \quad \hat{a}_2 = x^{(2)}, \quad (1)$$

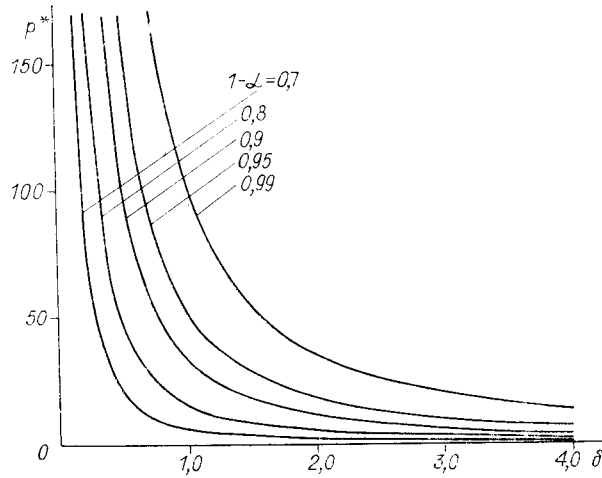
где $x^{(j)}$ — классифицированный вектор измерения признаков для класса s_j , $j = 1, 2$.

Само же правило распознавания получается заменой неизвестных векторов средних их оценками (1) и заключается в сравнении оценки логарифма отношения правдоподобия \hat{L} для $n = 1$ с порогом k , зависящим от выбранного критерия качества:

$$\hat{L} = (x^{(2)} - x^{(1)})^T M^{-1} (2x_1 - x^{(1)} - x^{(2)}) \geq 2k. \quad (2)$$

Как известно [1], основная проблема синтеза распознающей системы — нахождение выражений для вероятности ошибки распознавания и оптимизация распознающей системы с целью обеспечения заданной достоверности распознавания $1 - \alpha_0 = 1 - \beta_0$ при минимизации требуемых для этого размерности признакового пространства P и объемов обучающих и контрольных выборок. Поскольку в системах распознавания реального времени объемы указанных выборок фиксированы (и минимальны $m_1 = m_2 = m = n = 1$), то задача оптимизации сводится к определению минимально возможной размерности признакового пространства p^* , при которой обеспечивается требуемая достоверность распознавания $1 - \alpha_0 = 1 - \beta_0$.

Наиболее важным определяющим этапом решения этой задачи является нахождение вероятностей ошибок распознавания 1- и 2-го рода α и β . Сформулированное выше требование $m_1 = m_2 = m = n = 1$ сразу же исключает возможность использования известных асимптотических методов нахождения вероятностей ошибок классификации [2—4], поскольку указанные методы требуют очень больших объемов выборок



$m_1, m_2, n \rightarrow \infty$. Поэтому наиболее целесообразно использовать классический путь вычисления точных выражений для вероятностей ошибок распознавания α и β , справедливых для произвольных (в том числе малых) объемов выборок: вводя ограничения на параметры распределений случайных величин $x^{(1)}, x^{(2)}$ и x_1 , входящих в общее выражение (2), вычислить условные плотности вероятности оценки логарифма отношения правдоподобия \hat{L} , интегрирование которых и позволит найти точные выражения вероятностей ошибок распознавания α и β .

Следуя путем, аналогичным приведенному в [5], при использовании наиболее часто применяемого критерия максимального правдоподобия ($k=0$) находим точное выражение вероятностей ошибок распознавания α и β при $m_1 = m_2 = m = n = 1$ через размерность признакового пространства p и «истинное» межклассовое расстояние $d_p^2 = (a_2 - a_1)^T M^{-1} (a_2 - a_1)$ (расстояние Махаланобиса):

$$\alpha = \beta = [\Theta(p)/(p-3)!!] \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \cos^{p-2} \varphi D_p(d_p \sin \varphi / \sqrt{2}) F(-d_p \sin \varphi / \sqrt{6}) d\varphi, \quad (3)$$

$$\text{где } \Theta(p) = \begin{cases} 1, & \text{если } p \text{ нечетное,} \\ \sqrt{2\pi^{-1}}, & \text{если } p \text{ четное,} \end{cases}$$

а функция $D_p(z)$ вычисляется по рекуррентным формулам:

$$\begin{aligned} D_1(z) &= \exp\{-d_p^2/4 + z^2/2\} F(z); \\ D_2(z) &= (2\pi)^{-1/2} \exp\{-d_p^2/4\} + z D_1(z); \\ &\dots \\ D_i(z) &= z D_{i-1}(z) + (i-2) D_{i-2}(z); \\ &\dots \\ D_p(z) &= z D_{p-1}(z) + (p-2) D_{p-2}(z). \end{aligned}$$

В этом случае задача минимизации количества признаков, обеспечивающих заданную достоверность распознавания, имеет вид

$$p \rightarrow \min, \quad \alpha(p, d_p^2) \leq \alpha_0. \quad (4)$$

Точное решение этой задачи можно найти исключительно путем перебора различных наборов признаков из заданного числа p [6] при условии, что, кроме матрицы M , известны все величины $\Delta_i = a_{2i} - a_{1i}$, $i = \overline{1, p}$. Если это условие не соблюдается, то можно получить только квазиоптимальные решения, гарантирующие достижение заданной достоверности при выполнении некоторых дополнительных условий.

Во многих практически важных задачах распознавания признаки можно считать независимыми. В этом случае $d_p^2 = \sum_{i=1}^p (a_{2i} - a_{1i})^2 / \sigma_i^2 = \sum_{i=1}^p \delta_i$. Если дополнительно $\delta_i = \delta_j = \delta$, $i, j = \overline{1, p}$, то (4) принимает вид

$$p \rightarrow \min, [\Theta(p)/(p-3)!!] \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \cos^{p-2} \varphi D_p(\sqrt{\delta p/2} \sin \varphi) F\left(\sqrt{\frac{\delta p}{6}} \sin \varphi\right) d\varphi \leq \alpha_0. \quad (5)$$

Оптимальное решение этой задачи p^* дает минимальное число независимых признаков с различающим свойством δ , обеспечивающее достоверность $1 - \alpha_0 = 1 - \beta_0$ распознавания двух классов.

Зависимость p^* от δ для различных величин $1 - \alpha_0$, полученная численными методами решения задачи (5), приведена на рисунке. Как видно из рисунка, с уменьшением межклассового расстояния δ для обеспечения заданной достоверности $1 - \alpha_0 = 1 - \beta_0$ число независимых признаков p^* резко возрастает, достигая значения $p^* = 32$ ($\delta = 1$), $p^* = 52$ ($\delta = 0,75$) и $p^* = 104$ ($\delta = 0,5$) при требуемой достоверности распознавания $1 - \alpha_0 = 1 - \beta_0 = 0,9$.

Если о δ_i , $i = \overline{1, p}$, известно только то, что $\delta_i \geq \delta^*$ для всех $i = \overline{1, p}$, то, решая задачу оптимизации (5), при $\delta = \delta^*$ находим квазиоптимальное решение p^* , гарантирующее заданную достоверность распознавания $1 - \alpha_0 = 1 - \beta_0$ для любых $\delta_i \geq \delta^*$, $i = \overline{1, p}$, и являющееся оптимальным в наихудшем случае $\delta_i = \delta^*$ для всех $i = \overline{1, p}$. Это вполне согласуется с физическими представлениями, поскольку увеличение числа признаков в определенной степени компенсирует дефицит информации, возникающий при обучении и принятии решений вследствие малости объемов обучающих и контрольной выборок и проявляющийся особенно остро при малых межклассовых расстояниях d_p^2 и высоких требованиях к достоверности распознавания.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Фомин Я. А., Тарловский Г. Р. Статистическая теория распознавания образов.— М.: Радио и связь, 1986.
2. Арне Х., Лейтер Ю. Многомерный дисперсионный анализ.— М.: Статистика, 1985.
3. Деев А. Д. Асимптотические разложения распределения статистик W , M , W^* дискриминантного анализа // Статистические методы классификации.— М.: Изд-во Моск. ун-та, 1972.
4. Okamoto M. An asymptotic expansion for the distribution of the linear discriminant function // Ann. Math. Stat.— 1963.— 34, N 3.
5. Фомин Я. А., Савич А. В. Оптимизация системы распознавания многомерных нормальных совокупностей // Радиотехника.— 1985.— 40, № 12.
6. Верхаген К., Деин Р., Грун Ф. и др. Распознавание образов: состояние и перспективы.— М.: Радио и связь, 1985.

Поступило в редакцию 27 января 1988 г.

УДК 620.179.15

Ф. М. ЗАВЬЯЛКИН, В. А. УДОД
(Томск)

ДВУХАПЕРТУРНОЕ КОДИРОВАНИЕ ПРОЕКЦИЙ

Хорошо известно [1, 2], что при радиационном томографическом контроле изделий измерение проекций сопровождается апертурными и статистическими искажениями. В результате чего измеряемая (точная) $p(r)$ и измеренная $\hat{p}(r)$ проекции оказываются связанными между собой соотношением вида

$$\hat{p}(r) = p(r) * h(r) + \psi(r),$$