

УДК 621.391: 681.883.77

Проблема интерпретируемости классификационных признаков в задаче классификации акустических сигналов

А.Н. Продеус, д-р техн. наук

Национальный технический университет Украины «КПИ»,

пр. Победы, 37, Киев-56, 03056, Украина

Произведен обзор подходов к выбору классификационных признаков. При этом рассмотрена проблема интерпретируемости (понятности конечному пользователю) классификационных признаков в гидролокации. Показана целесообразность применения интерпретируемых классификационных признаков в человеко-машинных системах классификации, построенных с использованием технологии экспертных систем.

Ключевые слова: классификация, признак, гидролокация, интерпретируемость, экспертная система.

Введение

Математическим аппаратом постановки и решения задач классификации сигналов с момента их возникновения явилась теория статистических решений [10, 13].

Простейшей разновидностью задачи классификации является задача обнаружения сигнала на фоне помех. На рис. 1 показаны две выпуклые поверхности – условные плотности распределения вероятностей $W(x_1, x_2 | \omega_1)$ и $W(x_1, x_2 | \omega_0)$ вектора $X = \{X_1, X_2\}$, соответствующие ситуациям наличия ($\omega_1 = 1$) и отсутствия ($\omega_0 = 0$) сигнала.

Если из прошлого опыта эти два распределения вектора X известны, то можно установить между ними границу $g(x_1, x_2) = 0$, которая делит пространство значений признаков на две области. При решении задачи обнаружения, в зависимости от знака функции $g(x_1, x_2) = 0$, можно принять решение, наблюдается сигнал или нет.

При построении реальных систем обнаружения и классификации условные плотности $W(X | \omega_1)$ и $W(X | \omega_0)$ необходимо предварительно оценить.

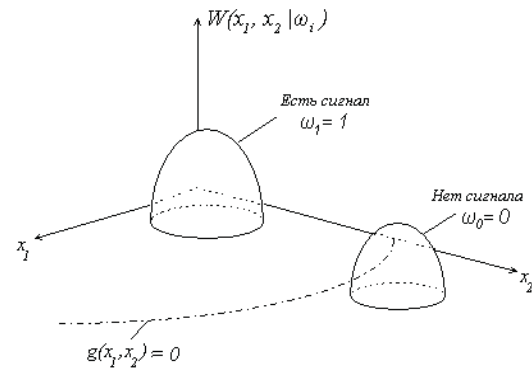


Рис. 1. Условные плотности вероятностей

Такую процедуру оценивания условных плотностей $W(X | \omega_k), k = 0, 1, \dots, K$, где K – количество классов, именуют «обучением». Одна из проблем создания реальных систем обнаружения и классификации состоит в трудоемкости (и как следствие – высокой стоимости) процедуры «обучения» системы классификации. Действительно, если для получения гистограммной оценки одной одномерной плотности требуется провести N экспериментов, то для получения гистограммных оценок $(K + 1)$ многомерных (n -мерных) плотностей $W(X | \omega_k), k = 0, 1, \dots, K$ объем обучающей выборки должен быть близок величине $N^n(K + 1)$. При большом количестве n первичных признаков процедура обучения становится практически невыполнимой. Поэтому ясно, почему задачу построения системы классификации обычно разделяют на две подзадачи: уменьшение размерности вектора признаков (упрощенно – выбор признаков) и выбор решающего правила (рис. 2).

Цель данной работы состоит в обзоре современных подходов к выбору признаков с позиций проблемы интерпретируемости классификационных признаков в задаче классификации гидролокационных сигналов.

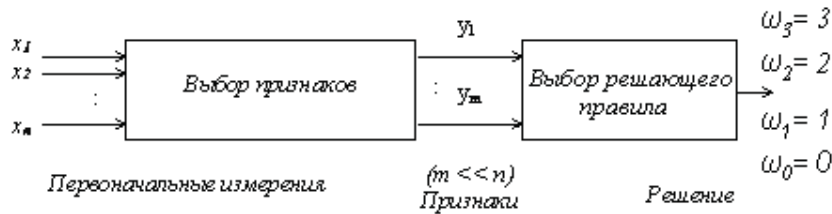


Рис. 2. Подзадачи классификации

1. Подходы к выбору классификационных признаков

Согласно схеме рис. 2, качество решения любой задачи классификации зависит как от количества и вида вторичных признаков $Y = [y_1, \dots, y_m]^T$, так и от выбранного решающего правила. Обычно, при традиционном подходе к выбору классификационных признаков, ищут оптимальный набор признаков для байесовского решающего правила [27].

Если придерживаться концепции, что байесовское решающее правило является наилучшим среди возможных правил, тогда вероятность ошибки классификации является наилучшим критерием эффективности признаков. К сожалению, вероятность ошибки классификации удастся рассчитать аналитически лишь в некоторых частных случаях, поэтому при аналитических исследованиях приходится использовать иные критерии, рассмотренные ниже. На практике одним из наиболее распространенных критериев служит частота ошибочных решений, т.е. оценка вероятности ошибки классификации.

Линейные преобразования пространства признаков

При линейных преобразованиях пространства признаков формирование вектора вторичных признаков формально описывают как выбор m ($m < n$) признаков $Y = [y_1, \dots, y_m]^T$, полученных умножением матрицы преобразования A размерности $m \times n$ на исходный n -мерный вектор $X = [x_1, \dots, x_n]^T$:

$$Y = AX \quad (1)$$

Линейные преобразования пространства признаков удастся осуществить, используя [27]: числовые показатели разделимости классов (дискриминантный анализ); критерий в виде расстояния Бхатачария; критерий в виде дивергенции; обобщенное разложение Карунена-Лозва.

В дискриминантном анализе критерием качества выбранных признаков служит некоторый числовой показатель разделимости классов, формируемый с использованием матриц рассеяния внутри классов и матриц рассеяния между классами.

Матрица рассеяния значений первичных признаков $X = [x_1, \dots, x_n]^T$ внутри классов представляет собой математическое ожидание ковариационных матриц Σ_i каждого из классов ω_i (для упрощения здесь рассмотрена только двухклассовая ситуация, т.е. $i = \overline{1, 2}$):

$$S_{\omega} = \sum_{i=1}^2 P(\omega_i) \Sigma_i = \sum_{i=1}^2 P(\omega_i) E\{(X^{(i)} - M_i)(X^{(i)} - M_i)^T\},$$

где $P(\omega_i)$ – априорная вероятность i -го класса; $E\{\cdot\}$ – символ математического ожидания; M_i – математическое ожидание вектора признаков $X^{(i)}$.

Матрица рассеяния между классами может быть определена несколькими способами [3], один из которых имеет вид:

$$S_{b1} = \sum_{i=1}^2 P(\omega_i) (M_i - M_0)(M_i - M_0)^T,$$

где M_0 – математическое ожидание смеси распределений:

$$M_0 = E\{X\} = P(\omega_1)M_1 + P(\omega_2)M_2.$$

Удобно также оперировать матрицей рассеяния смеси

$$S_m = E\{(X - M_0)(X - M_0)^T\} = S_{\omega} + S_{b1}.$$

Чтобы получить критерий разделимости классов, с этими матрицами связывают некоторое число, которое увеличивается при увеличении рассеяния между классами или при уменьшении рассеяния внутри классов:

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

где $S_1 = S_{b1}$, $S_2 = S_{\omega}$ или $S_2 = S_{\omega} + S_{b1}$;

$trS = \sum_{i=1}^n \lambda_i$ – след матрицы S , равный сумме

всех ее собственных значений и инвариантный относительно любого ортонормированного преобразования.

Матрицы рассеяния в пространстве Y , соответствующие матрицам S_1 и S_2 , в пространстве X , имеют вид

$$S_{1m} = AS_1A^T, \quad S_{2m} = AS_2A^T.$$

Пусть $\lambda_i, \Phi_i, i = 1, 2, \dots, n$, и $\mu_j, \Psi_j, j = 1, 2, \dots, m$, – соответственно собственные значения и собственные векторы матриц $S_2^{-1}S_1$ и $S_{2m}^{-1}S_{1m}$. Хотя матрица $S_2^{-1}S_1$ несимметрична, ее собственные значения и собственные векторы вычисляются с помощью одновременной диагонализации S_1 и S_2 : $AS_1A^T = \Lambda$ и $AS_2A^T = I$. В таком случае критерий J_1 для n и m признаков принимает вид

$$J_1(n) = trS_2^{-1}S_1 = \sum_{i=1}^n \lambda_i, \quad J_1(m) = trS_{2m}^{-1}S_{1m} = \sum_{j=1}^m \mu_j \quad (2)$$

Условие максимума критерия $J_1(m)$ (2) можно записать в виде:

$$\begin{aligned} \Delta J_1(m) = tr\{(A + \Delta A)S_2(A^T + \Delta A^T)\}^{-1} \\ \{(A + \Delta A)S_1(A^T + \Delta A^T)\} - \\ - tr\{(AS_2A^T)^{-1}(AS_1A^T)\} = 0 \quad \text{при любых } \Delta A \end{aligned} \quad (3)$$

В работе [27] показано, что условие (3) выполняется, если μ_i и $(A\Psi)_i, i = 1, 2, \dots, m$ являются также собственными значениями и собственными векторами матрицы $S_2^{-1}S_1$, и оптимальным является такое преобразование A , при котором собственные значения матрицы $S_{2m}^{-1}S_{1m}$ в соответствующем m -мерном подпространстве будут равны:

$$\mu_i = \lambda_i, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (4)$$

где λ_i упорядочены следующим образом:

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_m.$$

Этого можно достигнуть, составив матрицу A^T из первых m собственных векторов $\Phi_i, i = 1, 2, \dots, m$:

$$A^T = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \dots \ \Phi_m].$$

При этом влияние отдельных признаков является независимым.

Если использовать, в качестве исходного соотношения, выражение Чернова для верхней границы ошибки классификации

$$\varepsilon \leq P(\omega_1)^{1-s} P(\omega_2)^s \exp[-\mu(s)], \quad (5)$$

где $\mu(s) = -\ln \int W(X|\omega_1)^{1-s} W(X|\omega_2)^s dX$, тогда критерием разделимости классов может служить величина $\mu(s)$ [27].

Неудобство критерия $\mu(s)$ состоит в необходимости выполнять численное многомерное интегрирование, а также в необходимости поиска оптимального значения параметра $0 < s < 1$. Полагая $s = 0,5$, в случае нормально распределенных признаков X каждого из классов получают более удобное для вычислений выражение, именуемое «расстоянием Бхатачария»:

$$\begin{aligned} \mu(0,5) = 0,125 \cdot (M_1 - M_2)^T \left(\frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right)^{-1} \cdot \\ \cdot (M_1 - M_2) + 0,5 \cdot \ln \frac{\left| \frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right|}{|\Sigma_1|^{1/2} |\Sigma_2|^{1/2}}, \end{aligned}$$

используя которое, можно приближенно найти нижнюю границу ошибки классификации $\varepsilon_l \approx \varepsilon_u^2$, где ε_u – верхняя граница ошибки классификации, определяемая соотношением (5).

Дивергенция, определяемая соотношением

$$\begin{aligned} D = \int P(X|\omega_1) \ln \frac{P(X|\omega_1)}{P(X|\omega_2)} dX - \\ - \int P(X|\omega_2) \ln \frac{P(X|\omega_1)}{P(X|\omega_2)} dX, \end{aligned}$$

представляет собой меру разделимости классов, аналогичную расстоянию Бхатачария [27]. В случае нормально распределенных признаков X каждого из классов выражение для дивергенции принимает вид:

$$\begin{aligned} D = 0,5 \cdot (M_1 - M_2)^T (\Sigma_1^{-1} + \Sigma_2^{-1})(M_1 - M_2) + \\ + 0,5 \cdot tr(\Sigma_1^{-1}\Sigma_2 + \Sigma_2^{-1}\Sigma_1 - 2I) \end{aligned}$$

где I – единичная матрица. Если ковариационные матрицы одинаковы, т.е. $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$, тогда дивергенция и расстояние Бхатачария совпадают с точностью до постоянного множителя. Поиск оптимальных признаков производят с помощью процедур, аналогичных тем, которые применяются для критерия в виде расстояния Бхатачария. В сложных ситуациях (отличие распределений от нормальных, многоклассовое распознавание) поиск оптимальных признаков приходится выполнять численными методами.

В работе [20] показана возможность использования обобщенного разложения Карунена-Лозва для наилучшей аппроксимации случайных процессов нескольких классов. При этом интересно определенное сходство с результатами, полученными при использовании дискриминантного анализа.

Для класса нестационарных случайных процессов (НСП) в качестве k -го спектрального признака i -го классифицируемого процесса $X_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, m$; $\langle X_i(t) \rangle = 0$, принята случайная величина V_{ik} :

$$V_{ik} = \int_0^T X_i(t) \varphi_k^*(t) dt, \quad (6)$$

где $\varphi_k(t)$ – k -я собственная функция интегрального уравнения.

$$\int_0^T B(t, s) \varphi(s) ds = \lambda \varphi(t), \quad (7)$$

$$B(t, s) = \sum_{i=1}^m P_i \cdot B_i(t, s), \quad (8)$$

$$B_i(t, s) = \langle X_i(t) \cdot X_i(s) \rangle, \quad (9)$$

где P_i – вероятность появления процесса $X_i(t)$.

Величины V_{ik} обладают свойствами:

$$\langle V_{ik} \rangle = 0, \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^m P_i \cdot \langle V_{ik} \cdot V_{ij}^* \rangle = \begin{cases} \lambda_k, & \text{если } k = j, \\ 0, & \text{если } k \neq j, \end{cases} \quad (11)$$

При таком выборе признаков удается:

минимизировать аппроксимационный критерий в виде среднеквадратической ошибки, вносимой при учете лишь конечного числа членов в бесконечном ряде

$$X_i(t) = \sum_{k=1}^{\infty} V_{ik} \cdot \varphi_k(t); \quad (12)$$

2) минимизировать функцию энтропии, определенную на дисперсиях случайных коэффициентов разложения.

Поэтому процедура отбора N наиболее информативных признаков сводится к выбору координатных функций $\varphi_k(t)$ и оцениванию случайных величин V_{ik} , $k = 1, 2, \dots, N$. Удобство применения обобщенного разложения Карунена-Лозва состоит в том, что проблема выбора базиса $\{\varphi_k(t)\}$ решается «автоматически». Однако следует иметь в виду, что критерием качества выбранных признаков в данном случае является не мера разделимости функций различ-

ных классов, как в дискриминантном анализе, а ошибка аппроксимации функций нескольких классов.

Другая проблема состоит в том, что интегральное уравнение (7) обычно не удается решить аналитически, поэтому при поиске признаков $\varphi_k(t)$ приходится использовать численные методы.

Нелинейные преобразования пространства признаков

Рассмотренные выше методы уменьшения размерности признакового пространства (дискриминантный анализ, расстояние Бхатачария, дивергенция, обобщенное разложение Карунена-Лозва) относятся к классу линейных преобразований. Между тем, известно несколько подходов к выбору признаков, которые относятся к классу нелинейных преобразований, согласно которым осуществляется поиск пространства признаков наименьшей либо фиксированной размерности с наилучшей разделимостью классов [7].

В случае фиксированной размерности, обычно размерность пространства признаков выбирается равной двум, исходя из того, что классифицируемые объекты будут представляться точками на мониторе. Данный подход исследовался зарубежным и отечественным специалистами, в том числе и применительно к задаче гидроакустической классификации [7, 23]. При этом нелинейное преобразование исходного n -мерного пространства признаков в результирующее двумерное пространство осуществляется так, чтобы сохранить, насколько это возможно, расстояние между объектами. Так, если d_{ij} и d_{ij}^* – евклидовы расстояния в исходном и результирующем пространствах:

$$d_{ij} = \left(\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2 \right)^{1/2},$$

$$d_{ij}^* = \left(\sum_{k=1}^2 (y_{ik} - y_{jk})^2 \right)^{1/2},$$

тогда необходимо найти такие y_{ik} , которые минимизируют суммарную ошибку:

$$\varepsilon = \left(\sum_{i < j}^N d_{ij} \right)^{-1} \sum_{i < j}^N (d_{ij} - d_{ij}^*)^2 / d_{ij}.$$

Метод наискорейшего спуска приводит к следующему уравнению:

$$\begin{aligned}
 y_{ik}(r+1) &= y_{ik}(r) - \alpha \partial \varepsilon / \partial y_{ik} = \\
 &= y_{ik}(r) + \left[2\alpha / \sum_{i < j}^N d_{ij} \right] \times \\
 &\times \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^N [(d_{ij} - d_{ij}^*) / (d_{ij} d_{ij}^*)] [y_{ik}(r) - y_{jk}(r)]
 \end{aligned}$$

где α – настраиваемый параметр.

Данный метод уменьшения размерности признакового пространства, в силу своей наглядности, весьма удобен при научных исследованиях, в частности, при оценке эффективности выбранной системы вторичных признаков (спектрально-временных в гидроакустике).

Эвристические подходы к преобразованию пространства признаков

Одной из разновидностей эвристического подхода к преобразованию пространства признаков является параметризация спектров мощности распознаваемых сигналов путем вычисления моментов k -го порядка спектральной плотности мощности:

$${}_i m_k = \int_{-\infty}^{\infty} \omega^k {}_i g(\omega) d\omega,$$

либо в виде комбинаций моментов: эффективной ширины, коэффициента асимметрии, эксцесса функции ${}_i g(\omega)$ и т.п. Критерием качества полученного набора признаков обычно случит оценка вероятности ошибки классификации.

Параметризация описания функции ${}_i g(\omega)$ может оказаться весьма удобной для инженерных приложений, если выбранным параметрам (эффективная ширина, коэффициенты эксцесса и асимметрии спектра мощности и т.п.) удастся поставить в соответствие реальные физические явления. Примером такого подхода являются исследования классификационного признака в виде «винтового доплеровского смещения», которому соответствовал классификационный параметр в виде уширения спектрального пика эхосигнала, обусловленного вращением винта ПЛ [6]. Известны и другие способы параметризации описания функций, в частности, по методу наименьших квадратов.

Однако параметризация спектров мощности распознаваемых сигналов сопровождается риском появления функциональной зависимости между значениями классификационных параметров, поскольку несколько выбранных классификационных параметров могут быть порождены одним и тем же физическим явлением. Наличие такой зависимости должно учитываться при принятии решения, в противном случае

возможны ошибки при принятии решения, а также при оценке вероятности правильной классификации.

Формирование пространства признаков путем эволюционного моделирования

В последние десятилетия появилось значительное количество работ, посвященных применению так называемых «генетических алгоритмов» для формирования признаков пространств [2, 5, 11, 18, 21].

Другим примером применения генетических алгоритмов является формирование пространства признаков для систем классификации, существенно использующих нечеткую логику. В работах [2, 18] показано, как двухкритериальные (максимум количества правильных решений при использовании минимума решающих правил) генетические алгоритмы могут применяться для отбора лингвистических классификационных правил.

Наконец, в последнее десятилетие появились работы, связанные с применением идей эволюционного моделирования в системах классификации, построенных с использованием нейросетевых технологий. Дело в том, что существенным недостатком нейронных сетей является их плохая интерпретируемость: пользователю трудно понять, почему нейронная сеть принимает то или иное решение.

Поэтому в последнее время исследователи пытаются создавать гибридные системы классификации, в которых, помимо нейронной сети, содержится блок нечеткой логики [4, 19]. Применение таких гибридных систем позволяет представлять решение задачи классификации, осуществляемое нейронной сетью, в виде набора интерпретируемых (понятных для пользователя) логических правил.

2. Выбор признаков в гидролокации

Выбор классификационных признаков при проектировании систем классификации гидролокационных сигналов производят с использованием учета опыта экспертов в области разработки и эксплуатации гидролокационной техники. Такой подход к выбору классификационных признаков, если смотреть с позиций теории распознавания образов, является нетрадиционным. Вместе с тем, такой подход типичен для технологии экспертных систем, сущность которой сводится к построению систем, имитирующих умственную деятельность человека [14, 26].

Схему рассуждений разработчиков систем классификации гидролокационных сигналов при выборе классификационных признаков можно представить следующим образом.

Поскольку принимаемые с больших дистанций эхосигналы настолько слабы, что практически не видны на фоне маскирующих их шумовой и реверберационной помех, принятые сигналы следует подвергнуть согласованной фильтрации для повышения отношения сигнал-помеха. Тональные эхосигналы подвергают спектральному анализу, сложные эхосигналы подвергают взаимно-корреляционной обработке, и по результатам обработки оператор системы обнаружения принимает решение о наличии либо отсутствии объекта.

Более того, в системах классификации гидролокационных сигналов результаты согласованной фильтрации эхосигналов служат главным источником информации о характеристиках обнаруженной цели. Так, при использовании тональных зондирующих сигналов, по результатам их спектральной обработки можно судить о подвижности классифицируемых объектов и их частей, а при использовании сложных сигналов (например, сигналов с линейной частотной модуляцией – ЛЧМ), по результатам их взаимно-корреляционной обработки можно судить о протяженности классифицируемых объектов. Таким образом, существует принципиальная возможность различения объектов по таким физическим характеристикам как скорость, протяженность, изменение во времени скорости и протяженности, наличие у движущегося объекта подвижных частей (вращающийся винт) либо неподвижных частей (кильватерный след). Эти физические характеристики принято называть «физическими классификационными признаками» [22]. Термины «физические признаки» и «интерпретируемые признаки» [4, 19], по существу, эквивалентны, поскольку в обоих случаях подразумевается, что пользователю понятен физический смысл используемых признаков.

Физические классификационные признаки, для которых возможно создание алгоритма автоматического измерения, принято называть «объективными». К сожалению, создание алгоритмов автоматического измерения физических классификационных признаков не всегда возможно. Если физические классификационные признаки невозможно оценить без участия человека, такие признаки принято называть

«субъективными» [22]. Примерами субъективных признаков являются «раздвоение» эхосигнала либо «искусственность формы» эхосигнала, свойственные имитаторам подводной лодки.

Физические признаки классифицируемых при гидролокации объектов принято группировать следующим образом:

- линейные размеры объекта;
- форма объекта;
- характеристики движения объекта;
- физические явления, возникающие при движении объекта или его частей.

Анализ результатов теоретических и экспериментальных исследований советских и зарубежных специалистов свидетельствует, что, в конечном счете, вердикт был вынесен в пользу физических классификационных признаков как наиболее удобных для человека и, вместе с тем, достаточно эффективных по критерию «частота правильных решений» [16, 22]. Тем самым были созданы объективные предпосылки для внедрения технологии экспертных систем в теорию и практику проектирования систем гидроакустической классификации [24].

Действительно, сопоставляя обобщенную схему экспертной системы [26] с обобщенной схемой системы классификации сигналов (рис. 3), нетрудно видеть принципиальное их сходство.

Разумеется, отличия в генезисе экспертных систем и традиционных систем классификации сигналов, неизбежно сказывается на используемом аналитическом инструментарии, на терминологии, на областях применения. Так, технология экспертных систем, помимо задач классификации, охватывает также задачи информационно-консультационного направления, связанные с поиском информации в обширных базах данных. Сложность этих баз данных порой столь велика, что уместным становится использование термина «базы знаний». А работа с объектами различной природы приводит к необходимости использовать нечисловые шкалы порядка и наименований наряду с числовыми шкалами отношений и интервалов.

Накопление и организация знаний – одна из самых важных характеристик ЭС. Поэтому в базовой структуре ЭС [26] интерфейсу экспертной системы свойственны две основные функции:

- приобретать знания у эксперта;
- вести диалог с пользователем, т.е. задавать вопросы пользователю, давать советы и объяснения.

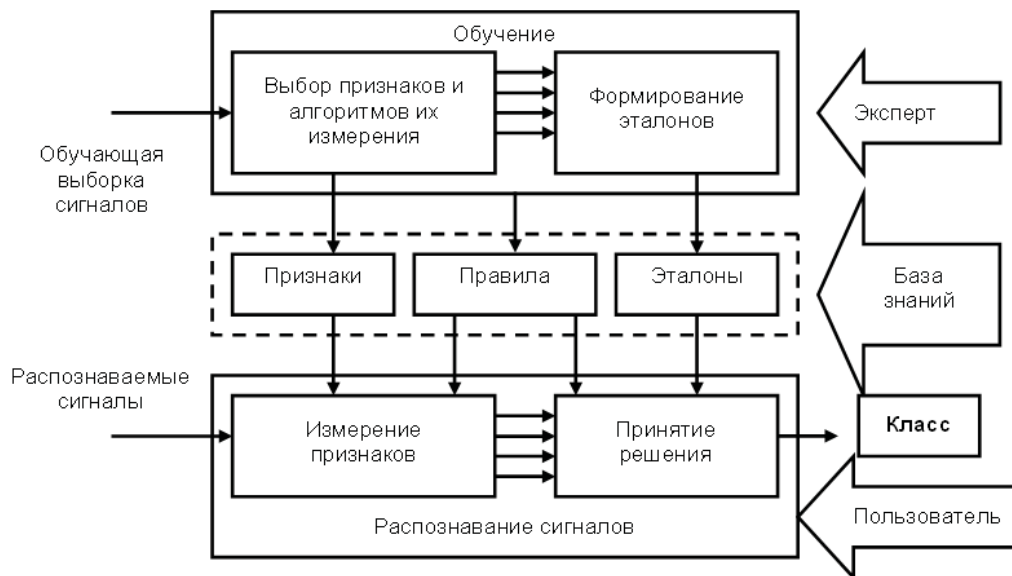


Рис. 3. Обобщенная схема системы классификации сигналов

Наиболее полезной характеристикой экспертной системы является то, что в ней для решения проблемы используется высококачественный опыт. Этот опыт, описываемый качественно или количественно, может представлять уровень знаний наиболее квалифицированных экспертов в данной области, благодаря чему «рядовые пользователи» экспертной системы могут принимать верные и обоснованные решения.

Еще одной важной характеристикой экспертной системы является ее гибкость – под эти подразумевают высокую модернизационную способность базы знаний экспертной системы. Система может наращиваться постепенно в соответствии с нуждами заказчика или пользователя. Это важно и в экономическом плане, поскольку означает, что в создание системы можно вначале вложить скромные средства, а затем наращивать ее возможности по мере необходимости.

Выводы

При разработке человеко-машинных систем классификации гидролокационных сигналов, классификационные признаки и параметры должны быть интерпретируемы, то есть понятны конечному пользователю. Тем самым обеспечивается возможность обоснованного вмешательства человека-оператора в процедуру классификации в полуавтоматическом режиме функционирования системы классификации, а также существенно облегчается процедура обу-

чения и тренировки операторов системы классификации.

Недостатком традиционного подхода к выбору классификационных признаков, базирующихся на теории распознавания образов, является то обстоятельство, что набор сформированных признаков не поддается интерпретации. Между тем, подход, основанный на использовании технологии экспертных систем, изначально рассчитан на возможность физической интерпретации используемых классификационных признаков и соответствующих им параметров. Данное обстоятельство в значительной степени позволяет обосновать использование технологии экспертных систем при разработке гидроакустических систем классификации.

Литература

1. *Experimental Test of Some Statistical Technique for Active Acoustic Target detection and Classification.* - Panama City, Florida : Naval Coastal Systems Laboratory, January, 1976. – 78 p.
2. *Ishibuchi H. Selecting Linguistic Classification Rules by Two-Objective Genetic Algorithms / Ishibuchi H., Murata T., Turksen I.B. // Proc. of 1995 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics.* – Vancouver, Canada, October 1995. – P. 1410–1415.
3. *Ishibuchi H. Performance Evaluation of Fuzzy Rule-Based Classification Systems Obtained by Multi-Objective Genetic Algorithms / Ishibuchi H., Murata T., Gen M. // Computers ind.*

- Engng. – 1998. – Vol. 35. – Nos 3–4. – P. 575–578.
4. *Ishibuchi H., Nii M., Tanaka K.* Lingvistic rule extraction from neural networks for high-dimensional classification problems / Ishibuchi H. // *Complexity International*, vol. 6, 1998. [Электронный ресурс]. – Режим доступа к ресурсу: <http://life.csu.edu.au/complex/ci/vol6/ishibuchi-nii/>
 5. *Ishibuchi H.* Interpretability Issues in Fuzzy Genetics-Based Machine Learning for Linguistic Modelling / Ishibuchi H., Yamamoto T. // *Proceedings of Modelling with Words*. – 2003. – P. 209–228.
 6. *Hydroacoustic classification targets*. – San Diego, California : US Navy Electronics Lab, 1965. – 180 p.
 7. *Sammon J.W.* Interactive Pattern Analysis and Classification / Sammon J.W. // *IEEE Transaction on Computers*, C-18. – 1970. – Chapter 10. – P. 594–616.
 8. *Stewart C.* Identification of Periodically Amplitude Modulated Targets / Stewart C. – Ft. Belvoir : Defense Technical Information Center, 1978. – 137 p.
 9. *Бобровский А.И.* Нейрокомпьютерная технология в задачах классификации морских объектов / [Бобровский А.И. [и др.]] // *Петербургский журнал электроники*, – 1997. – №2 (15). – С. 48–52.
 10. *Вальд А.* Последовательный анализ / Вальд А. – М.: Госиздат физматлитературы, 1960. – 327 с.
 11. *Власова Ю.В.* Применение генетических алгоритмов в задаче классификации сигналов (приложение в ВСИ) / Власова Ю.В. // *Сборник тезисов XVI Международной научной конференции студентов, аспирантов и молодых учёных «ЛОМОНОСОВ-2009»*, секция «Вычислительная математика и кибернетика». – М.: МГУ им. М.В. Ломоносова, 2009. – С. 17.
 12. *Галушкин А.И.* Нейронные сети: основы теории. / Галушкин А.И. – М.: Горячая линия-Телеком, 2010. – 496 с.
 13. *Горелик А.Л.* Методы распознавания / Горелик А.Л., Скрипкин В.А. – М.: Высшая школа, 1984. – 208 с.
 14. *Джарратано Дж.* Экспертные системы: принципы разработки и программирование / Джарратано Дж., Райли Г. – М.: Вильямс, 2007. – 1152 с.
 15. *Жеретинцева Н.Н.* Нейросетевой метод идентификации надводных объектов в решении задач автоматизации судовождения: дисс. канд. техн. наук: 05.22.19. / Жеретинцева Н.Н. // Владивосток, 2008. – 162 с.
 16. *Найт У.С.* Цифровая обработка сигналов в гидролокационных системах / Найт У.С., Придэм Р.Г., Кэй С.М. // *ТИИЭР*. – 1981. – Т.69. – №11. – С.84–154.
 17. *Нечаев Ю.И.* Нейросетевые технологии в бортовых интеллектуальных системах реального времени / Нечаев Ю.И. [Электронный ресурс]. – Режим доступа к ресурсу: http://library.mephi.ru/data/scientific-sessions/2002/Lec_Neuro_1/114.html
 18. *Новоселова Н.А.* Построение нечеткой модели классификации с использованием многокритериального генетического алгоритма / Новоселова Н.А. // *Искусственный интеллект*. – 2006. – №3. – С. 613–622.
 19. *Новоселова Н.А.* Построение нечеткой нейросетевой модели для решения задач классификации / Новоселова Н.А. // *Информатика*. – 2006. – № 3. – С. 5–14.
 20. *Омельченко В.А.* Основы спектральной теории распознавания сигналов / Омельченко В.А. – Харьков: Издательство при Харьковском государственном университете, 1983. – 156 с.
 21. *Панченко Т.* Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие / Панченко Т. – Астрахань: Издательский дом «Астраханский университет», 2007. – 87 с.
 22. *Продеус А.Н.* Обобщение опыта проектирования станций классификации целей / Продеус А.Н., Алещенко О.М., Чередниченко В.П. // *Тезисы доклада на VII Межотраслевой научно-технической конференции по ЦВТ*. – Бельцы, 1988. – С. 23.
 23. *Продеус А.Н.* Экспертная система для распознавания объектов по экосигналам / Продеус А.Н., Алещенко О.М., Чередниченко В.П. // *Судостроит. промышленность. Сер. Акустика*. – 1989. – Вып. 31. – С. 54–65.
 24. *Продеус А.Н.* Теоретическое обоснование и практическая реализация цифровых гидролокационных систем классификации сигналов : дисс. ... д-ра техн. наук. : 05.09.08 – прикладная акустика и звукотехника / А. Н. Продеус. - К., 2012. - 374 с.
 25. *Рассел С.* Искусственный интеллект: современный подход, 2-е изд.: Пер. с англ. / Рассел С., Норвиг П. – М. : Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1408 с.

26. Уотермен Д. Руководство по экспертным системам / Уотермен Д. – М.: Мир, 1989. – 388 с.
27. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / Фукунага К. – М.: Наука, 1979. – 368 с.

УДК 621.391: 681.883.77

Проблема інтерпретованості класифікаційних ознак в задачі класифікації акустичних сигналів

А.М. Продеус, д-р техн. наук

Національний технічний університет України «КПІ»,
пр. Перемоги, 37, Київ-56, 03056, Україна

Розглянуто проблему інтерпретованості (зрозумілості кінцевому користувачу) класифікаційних ознак в гідролокації. Показано доцільність застосування інтерпретованих класифікаційних ознак в людино-машинних системах класифікації, побудованих із застосуванням технології експертних систем. Бібл. 27, рис. 3.

Ключові слова: класифікація, ознака, гідролокація, інтерпретованість, експертна система.

Interpretability problem of classification signs in acoustic signals classification task

A.N. Prodeus,

National Technical University of Ukraine «KPI»,
37 Prospect Peremogy, Kiev 03056, Ukraine

The problem of classification signs interpretability (clearness to the end user) in hydrolocation is considered. The expediency of application of interpreted classification signs in classification human-machine systems, which are constructed with usage of expert systems technology, is shown. Reference 27, figures 3.

Key words: classification, sign, hydrolocation, interpretability, expert system.

1. *Experimental Test of Some Statistical Technique for Active Acoustic Target detection and Classification.* - Panama City, Florida : Naval Coastal Systems Laboratory, January, 1976. – 78 p.
2. *Ishibuchi H. Selecting Linguistic Classification Rules by Two-Objective Genetic Algorithms* / Ishibuchi H., Murata T., Turksen I.B. // Proc. of 1995 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. – Vancouver, Canada, October 1995. – P. 1410–1415.
3. *Ishibuchi H. Performance Evaluation of Fuzzy Rule-Based Classification Systems Obtained by Multi-Objective Genetic Algorithms* / Ishibuchi H., Murata T., Gen M. // Computers ind. Engng. – 1998. – Vol. 35. – Nos 3–4. – P. 575–578.
4. *Ishibuchi H., Nii M., Tanaka K. Lingvistic rule extraction from neural networks for high-dimensional classification problems* / Ishibuchi H. // Complexity International, vol. 6, 1998. [Электронный ресурс]. – Режим доступа к ресурсу: <http://life.csu.edu.au/complex/ci/vol6/ishibuchi-nii/>
5. *Ishibuchi H. Interpretability Issues in Fuzzy Genetics-Based Machine Learning for Linguistic Modelling* / Ishibuchi H., Yamamoto T. // Proceedings of Modelling with Words. – 2003. – P. 209–228.
6. *Hydroacoustic classification targets.* – San Diego, California : US Navy Electronics Lab, 1965. – 180 p.
7. *Sammon J.W. Interactive Pattern Analysis and Classification* / Sammon J.W. // IEEE Transaction on Computers, C-18. – 1970. – Chapter 10. – P. 594–616.
8. *Stewart C. Identification of Periodically Amplitude Modulated Targets* / Stewart C. – Ft. Belvoir : Defense Technical Information Center, 1978. – 137 p.

9. *Bobrovskiy A.I.* Neurocomputing technology in problems of classification of marine objects / Bobrovskiy A.I. [at al] // St.Petersburg's Journal of electronics, – 1997. – №2 (15). – Pp. 48–52. (Rus)
10. *Wald A.* Sequential Analysis / Wald A. – M.: Gosizdat fizmatliteratury, 1960. – 327 p. (Rus)
11. *Vlasova J.V.* Application of genetic algorithms to the problem of signal classification (application in BCI) / Vlasova J.V. // Proc. XVI International scientific conference of students, post graduates and young scientists «LOMONOSOV-2009», section «Computational Mathematics and Cybernetics». – M.: MSU of M.V. Lomonosov, 2009. – P. 17. (Rus)
12. *Galushkin A.I.* Neural networks: basics of theory. / Galushkin A.I. – M.: Goriachaia linia-Telekom, 2010. – 496 p. (Rus)
13. *Gorelik A.L.* Recognition methods / Gorelik A.L., Skripkin V.A. – M.: Vyshaia shkola, 1984. – 208 p. (Rus)
14. *Giarratano J.* Expert systems: principles and programming / Giarratano J., Riley G. – M.: Williams, 2007. – 1152 p. (Rus)
15. *Zheretinceva N.N.* Neural network method for identifying surface objects in the automation solution navigation: PhD Thesis / Zheretinceva N.N. // Vladivostok, 2008. – 162 p. (Rus)
16. *Night U.S.* Digital signal processing in sonar systems / Night U.S., Pridem R.G., Key S.M. // Proc. IEE. – 1981. – V.69. – №11. – Pp.84–154. (Rus)
17. *Nechaev J.I.* Neural network technology onboard intelligent real-time systems / Nechaev J.I. [Online]. – Available at: http://library.mephi.ru/data/scientific-sessions/2002/Lec_Neuro_1/114.html (Rus)
18. *Novoselova N.A.* Construction of fuzzy classification model with multi-criteria genetic algorithm / Novoselova N.A. // Artificial intelligence. – 2006. – №3. – Pp. 613–622. (Rus)
19. *Novoselova N.A.* Building a fuzzy neural network model to solve the problems of classification / Novoselova N.A. // Informatics. – 2006. – № 3. – Pp. 5–14. (Rus)
20. *Omelchenko V.A.* Fundamentals of the theory of spectral signal recognition / Omelchenko V.A. – Charkov: Publisher at Kharkov State University, 1983. – 156 p. (Rus)
21. *Panchenko T.* Genetic algorithms: a teach book / Panchenko T. – Astrahan: Publishing house "Astrakhan University", 2007. – 87 p. (Rus)
22. *Prodeus A.N.* Generalization of experience designing stations target classification / Prodeus A.N., Aleschenko O.M., Cherednichenko V.P. // Proc. VII Interdisciplinary Scientific and Technical Conference on IT Technology. – Belcy, 1988. – P. 23. (Rus)
23. *Prodeus A.N.* Expert system for the recognition of objects by echoes / Prodeus A.N., Aleschenko O.M., Cherednichenko V.P. // Shipbuilding industry. Ser. Acoustics. – 1989. – No. 31. – Pp. 54 –65. (Rus)
24. *Prodeus A.N.* Theoretical substantiation and practical implementation of digital sonar signal classification systems: DSc Thesis / Prodeus A.N. - K., 2012. - 374 p. (Rus)
25. *Russel S.* Artificial Intelligenece: A Modern Approach / Russel S., Norvig P. – M. : Publishing house "Williams", 2006. – 1408 p. (Rus)
26. *Waterman D.* A Guide to Expert Systems / Waterman D. – M.: Mir, 1989. – 388 p. (Rus)
27. *Fukunaga K.* Introduction to Statistical Pattern Recognition / Fukunaga K. – M.: Nauka, 1979. – 368 p. (Rus)

Поступила в редакцию 27 октября 2012 г.