模糊融合分类器在水雷识别中的应用

郭丽华, 王大成, 丁士圻

(哈尔滨工程大学水声工程学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 当目标的类别多时会使分类器的精度和稳健性大受影响, 用神经网络分类器去完成复杂的目标分类任务是难以保证其可靠性的。引入信息融合条件下一种新型的分类器, 即模糊融合分类器, 该分类器可以自动'过滤'无效和冗余特征的负面影响, 实现有效的特征层融合识别。采用 4 种特征提取方法, 利用三个模糊融合神经网络作为分类器进行特征层的融合, 再将分类器的输出作为决策层的融合, 提高系统的分类性能。通过处理水雷实体回波数据得出的识别率表明, 所选取的特征提取和分类器算法是有效的。

关键词: 水雷目标识别; 信息融合; 特征提取; 波形结构; 人工神经网络

中图分类号: O324; TN 911 **文献标识码**: A **文章编号**: 1000-3630(2006)-02-0103-04

Application of fuzzy fusion classifier in mine recognition

GUO Li-hua, WANG Da-cheng, DING Shi-qi

(Department of Underwater Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: To design a single classifier based on a single characteristic vector is the idea of traditional target recognition, but in general it cannot take essential target characteristics. Target recognition requires as many targets as possible. But, with an increased number of targets, stability and precision of the classifier is greatly affected. Therefore, traditional neural networks cannot guarantee reliability in target recognition. This paper introduces an information fusion technique and studies a fussy fusion classifier. The classifier can automatically remove undesired effects of invalid and redundant features and realize efficient feature fusion recognition. Four feature extraction methods and three fuzzy fusion neural networks are used as classifiers to carry out fusion of the characteristic layers. The classifier's output is then used for fusion of the decision layer so that the performance of classification is improved. The obtained data are processed in experiments. The recognition rate shows that the algorithms of feature extraction and classifier are effective.

Key words: mine recognition; information fusion; feature extraction; waveform structure; artificial neural network

1 引 言

探雷声纳的工作范围应该在水雷作用半径以外和声纳作用距离之内, 因此远距离探雷应是首选方案。此时, 利用调制在回波中的目标特征信息进行识别是唯一的途径[1,2]。目标回波是目标在入射声波激励下产生的一种物理过程, 回波中携带有目标的特征信息, 这些信息是主动声纳实现探测和识别的基础[3,4]。

本文所讨论的水雷目标识别系统是属于模式分类系统。从模式识别的技术途径来说, 由模式空间经过特征空间到类型空间的转换是模式识别所经历的过程。作为模式分类方法[5], 所涉及的问题有: 1.特征提取; 2.学习训练模式样本以得到决策规则; 3.利用

收稿日期: 2004-10-16; 修回日期: 2005-01-30

作者简介: 郭丽华(1978-), 女, 博士研究生, 研究方向: 声信息检测与目标识别。

问题 2 的结果进行分类。一般模式识别的系统框图如图 1 所示。

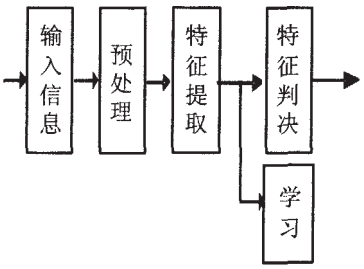

图 1 模式识别系统

Fig.1 Pattern recognition system

本文正是根据如上所述的模式识别的系统框图来设计水雷目标识别的系统方案，并在该方案中引入了数据融合技术。整个水雷目标回波识别系统框架的设计是以信息融合技术为基础，采用信息融合技术的目的是通过综合多种广义传感器提供的冗余或互补信息，实现更加有效的识别。

2 目标特征提取方法

目标特征提取是目标识别的关键问题，良好的特征提取方法应该是用较少的特征存储量来准确地表达目标的特征信息。文章选用三种比较有效的特征提取方法，即波形结构法、常数 Q 子带能量法和信号频谱离散小波变换特征[6]。三种特征提取方法得到的信号在时域和频域的特征，较为全面地反映了整个信号的特征，为下一步正确实现分类系统提供了依据。

3 模糊融合分类器的实现

3.1 模糊融合分类器的基础理论

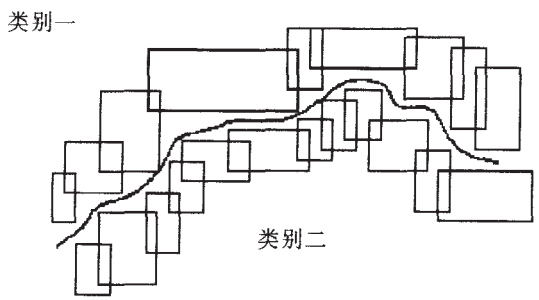

图 2 用若干个超箱的组合来逼近非线性判决界

Fig.2 Approach to non-linearity applying umpty supperbox units

模糊融合分类器的基础是超箱理论，即用一组超箱可以逼近非线性的判决界[7]，如图 2 所示。一个类别包含一组超箱，不同类别的超箱既不重叠也不邻接，即相互排斥。这样，n 维空间中的一个类别就可以表示为以一组超箱为基础构造的模糊集合[8]。

基本定义：

设在 P^n 中有 K 个类别，当前共有 J 个超箱。超箱 $H_j=\{C_j, A_j, B_j\}$ $(j\in\{1,2,\cdots,J\})$ 属于类别 C_j $(C_j\in\{1,2,\cdots,K\})$，最小模式是 A_j，最大模式是 B_j。

在学习过程中，设超箱 $H=\{C, A, B\}$ 属于类别 K $(C=k)$，如果对不属于 k，模式为 X 的样本，不等式(1)至少成立一个，则 H 对该样本满足排斥条件。

$$A^{(i)}>X^{(i)} \quad 或 \quad B^{(i)}>X^{(i)},\ i\in\{1,2,\cdots,n\} \tag{1}$$

如果对其它类别的任意超箱 $H_j=\{C_j, A_j, B_j\}$ $(C_j\neq k)$，不等式(2)总是至少成立一个，则 H 对该超箱满足排斥条件。

$$A^{(i)}>B^{(i)} \quad 或 \quad B^{(i)}>A^{(i)},\ i\in\{1,2,\cdots,n\} \tag{2}$$

在学习过程中使用如下迭代公式：设超箱 $H_j=\{C, A_r, B_r\}$ $(r\geq 0, r\in Z)$，参考模式为 D，初值是 A_0 和 B_0，则：

$$A_r^{(i)}=(D^{(i)}+2A_{r-1}^{(i)})/3$$

$$B_r^{(i)}=(D^{(i)}+2B_{r-1}^{(i)})/3 \quad 1,2,\cdots,n \tag{3}$$

结束条件是 H 满足某种排斥条件。

3.2 模糊融合分类器的结构

模糊融合分类器由两个隐层的前向神经网络构成，具有良好的分布计算特性，其神经网络模型如图 3~图 6 所示。

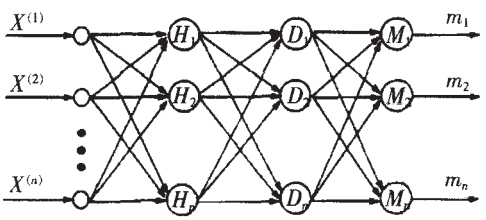

图 3 模糊融合分类器

Fig.3 Fussy fusion classifier

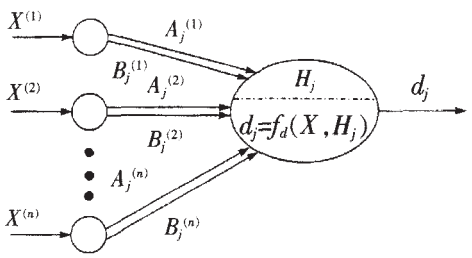

图 4 模糊融合分类器的隐层结点 H_j

Fig.4 The hidden node H_j of Fussy fusion classifier

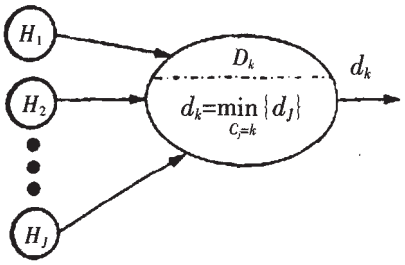

图 5　隐层结点 D_k 的结构

Fig.5　The structure of the hidden node D_k

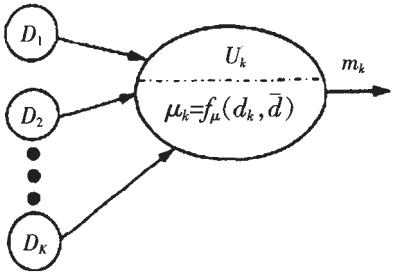

图 6　输出结点 U_k 的结构

Fig.6　The structure of the output node U_k

3.3.3　模糊融合分类器的分类和学习算法

设输入样本的模式为 X, 分类算法的步骤如下[6]:

(1) 计算 X 对各个超箱的偏离为 d_j, $d_j=f_d(X, H_j)$, $j=1, 2, \cdots, J$;

其中: $f_d(X, H_j)=$

$$\max_{i=1,2,\cdots,n}\left\{\frac{\max(A_j^{(i)}-X^{(i)},0)+\max(X^{(i)}-B_j^{(i)},0)}{B_j^{(i)}-A_j^{(i)}}\right\};$$

(2) 计算 X 对各个类别的偏离 d_k, $k=1, 2, \cdots, K$;

其中 $d_k=\min_{C_j=k}\{d_j\}$;

(3) 计算 X 对各个类别的平均偏离 $\bar{d}$;

其中 $\bar{d}=\frac{1}{K}\cdot\sum_{k=1}^{K}d_k$;

(4) 计算 X 对各个类别隶属度 $\mu_k=f_\mu(d_k, \bar{d})$, $k=1, 2, \cdots, K$。

其中 $f_\mu(d_k, \bar{d})=e^{-d_k^2/\bar{d}^2}$。

隶属度向量 $(\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_K)^T$ 就是模糊融合分类器对输入样本作出的软判决。可以根据适当的规则从这个软判决中得出硬判决。如果不考虑决策层融合, 可以选用下面的简单规则。其中

$$\exists\, l\in\{1, 2, \cdots, K\}:\ \mu_l>\max_{k\neq l}\{\mu_K\},\ X\in l \tag{4}$$

设当前的学习样本属于类别 k, 模式是 X, 学习算法的步骤如下[6]:

(1) 压缩其它类别的超箱。设 $H_j=\{C_j, A_j, B_j\}$ 是其它类别的任意超箱 $(C_j\neq k)$, 构造超箱 $H=\{C, A_r, B_r\}$, $C=C_j$, 取参考模式为:

$$D^{(i)}=\begin{cases}A_j^{(i)} & X^{(i)}-A_j^{(i)}>B_j^{(i)}-X^{(i)}\\ B_j^{(i)} & \text{其他}\end{cases} \tag{5}$$

初值为:

$$A_0^{(i)}=A_j^{(i)}\quad B_0^{(i)}=B_j^{(i)}\quad i=1, 2, \cdots, n \tag{6}$$

迭代计算 A_r 和 B_r 至 H 对当前学习样本满足排斥条件; 更新 H_j, 令 $H_j=H$。

(2) 扩展类别 k 的超箱。对于类别 k 中的超箱, 设当前学习样本对 $H_{j1}=\{C_{j1}, A_{j1}, B_{j1}\}$ 的偏离最小, 即

$$j_1=\arg\min_{C_j=k}\{b_j\} \tag{7}$$

构造超箱 $H=\{C, A_r, B_r\}$, $C=k$, 取参考模式 $D=X$,

初值为: $A_0^{(i)}=\min\{X^{(i)}, A_{j1}^{(i)}\}\quad B_0^{(i)}=\max\{X^{(i)}, B_{j1}^{(i)}\}$

$$i=1, 2, \cdots, n \tag{8}$$

迭代计算 A_r 和 B_r 至 H 对超箱满足排斥条件; 如果 $r=0$, 即 $H=\{k, A_0, B_0\}$ 则更新 H_{j1}, 令 $H_{j1}=H$; 否则 H_{j1} 不变, 添加属于类别 k 的新超箱 $H_{J+1}=H$。如果类别 k 当前不包含任何超箱, 令初值 $A_0=X-\varepsilon$ 和 $B_0=X+\varepsilon$, 添加属于类别 k 的新超箱 $H_{J+1}=H$。通常 $\varepsilon^{(i)}(i=1, 2, \cdots, n)$ 可取为在 P^n 的第 i 维上学习样本分布范围的 1%。

对于分类器的研究是本文的重点, 也是信息融合技术是否能有效地应用于水雷目标识别领域的关键。本文所引入的分类器是信息融合条件下一种新型的分类器, 即模糊融合分类器[8]。这种分类器是神经网络、模糊系统和信息融合技术的结合, 是用神经网络描述的信息融合系统, 对于目标类别的所属问题采用了模糊技术。这种分类器可以自动'过滤'无效和冗余特征的负面影响, 实现有效的特征层融合识别。文章采用三种特征提取方法, 利用三个模糊融合神经网络作为分类器进行特征层的融合, 利用三个模糊融合分类器的输出进行决策层融合, 进一步提高了整个系统的识别性能。

4　实验与讨论

为了获取实际的水雷回波原始数据, 经过多次水池试验、湖上试验以及海上试验。本文所处理的数据主要是来自于 1998 年 10 月的松花湖试验。训练和分类样本数 624 个, 是在不同的发射波形、不同的发射频率条件下采集的, 分别来自两类不同形状的

表1 湖试目标信号分类识别结果

Table 1 The identification result of SongHuaHu test

识别方法	EQ(15维)	TZ(24维)	WT(15维)	举手表决
正确识别样本数	372	369	345	390
错误识别样本数	152	155	179	134
正确识别率	71.0%	70.4%	65.8%	74.4%

目标(木板和石块)组成的假目标,均为松花湖实验实测的回波信号。其中学习集样本100个,测试集样本数524个,识别结果如表1所示。

从实验结果可以得出如下结论:

(1)从表1可以看出,举手表决后的识别结果相对较高,达到70%以上,这说明本文中采用信息融合技术中的决策融合方法是有效的。用的是"举手表决"这一最简单的决策融合方法,起到了一定的效果。对于这方面的深入研究,必将对进一步提高水雷目标识别率有更重要的影响;

(2)对于本文所引入的融合分类器,从以上的分类结果可知,是具备一般神经网络的分类性能的,并且由于训练和分类样本是在不同的发射波形、频率、以及假目标条件下采集的,获得了较为满意的识别率,所以该分类器具备一定的特征层融合的性能;

(3) 算法中压缩其它类别的超箱减小了其它类别被误判为本类别的可能性,扩展本类别的超箱加大了本类别回波样本正确判断的可能性,这可能也是识别率提高4个百分点的关键之处;

(4)作者认为,特征融合应用于水雷目标识别领域中的思想在理论上是正确的,在本文中也得到了初步的试验论证,也应是水雷目标识别的发展方向,更为有效的特征融合算法还将是课题的主要研究方向。另外,决策层融合算法的实现也将极大的有助于水雷目标识别系统识别率的进一步提高。

参 考 文 献

[1] 张明之. 声纳目标的分类识别研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 1997. 1-3.
ZHANG Mingzhi. Sort & recognition research on sonar targets[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 1997. 1-3.

[2] Richard J Vaccaro. The past, present, and future of underwater acoustic signal processing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1998, 21: 1-2.

[3] 范军, 汤渭霖, 刘涛. 水下目标壳体的镜反射亮点回波结构[J]. 声学技术, 2002, 21(4): 153-170.
FAN Jun, TANG Weilin, LIU Tao. The structure of highlight echoes due to specular reflection from shells of immerged target[J]. Technical Acoustics, 2002, 21(4): 153-170.

[4] 汤渭霖, 万琳, 范军. 沉底水雷目标强度预报[J]. 声学技术, 2001, 21(4): 145-146.
TANG Weilin, WAN Lin, FAN Jun. To predict target strength of the sediment mine [J]. Technical Acoustics, 2001, 21(4): 145-146.

[5] 苏彤, 林钧清, 顾国昌. 一种水下目标识别方法——基于模糊理论的多神经网络融合分类[J]. 船舶工程, 1999, (6): 43.
SU Tong, LIN Junqing, GU Guochang. A recognition method for underwater targets-many NN fusion sort based on fussy theory[J]. Ship Engineering, 1999, (6): 43.

[6] 郭丽华, 王大成, 丁士圻. 水下目标特征提取方法研究. 声学技术, 2005. 24(3): 148-151
GUO Lihua, WANG Dacheng, DING Shiqi. Research on extraction of features of underwater target[J]. Technical Acoustics, 2005, 24(3): 148-151.

[7] Kosko B. Fussy systems as universal approximators[J]. IEEE Trans Computers, 1994, 43: 1329-1333.

[8] 王学军. 水下目标回声识别的特征提取和分类研究[D]. 上海: 上海交通大学, 1998. 20-23.
WANG Xuejun. Research on extraction and recognition of the underwater targets [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 1998. 20-23.