

一种联合多神经网络分类器的融合算法

景志宏¹, 武勇², 夏军利¹, 王元一¹¹(空军工程大学 电讯工程学院网络工程系, 陕西 西安 710077)²(空军工程大学 电讯工程学院地空通信系, 陕西 西安 710077)

摘要: 给出了一种用于目标识别的自适应神经网络,在此基础上,提出了一种联合多神经网络分类器的融合算法。舰船目标实测数据分类实验证明,基于该融合算法的分类系统具有可靠性高、识别率高、推广性能好等优点。因此,在水下目标识别系统中,具有重要的工程应用价值。

关键词: 神经网络;目标识别;数据融合

分类号: TN911.72 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2000)01-0030-04

近年来,将多种神经网络分类器相融合,从而提高整个识别系统的性能已经成为一种新的研究方向^[1~3]。将多种神经网络分类器相融合,可以增加识别信息的可用量,减少信息的不确定性,是提高整个系统精度和鲁棒性的有效途径。具体地讲,采用多分类器融合主要有以下三方面原因:

(1)不同类型或相同类型但参数设置不同的分类器,在处理各自特定的问题时,会取得不同程度的成功。如果将这些不同类型或相同类型但参数设置不同的分类器组合起来,吸收它们各自的优点,则可以提高整个识别系统的性能。

(2)为了提高识别系统的性能,可能在一个系统里同时采用多种特征提取方法。对不同特征提取方法得到的特征矢量,就有相应不同的神经网络分类器更适用于处理它。这些分类器在结构上、参数的设置上不尽相同。因此,从结构上讲,必须采用多种形式的神经网络。

(3)用某一方法提取的特征,其维数可能很高,直接分类不仅导致计算复杂,而且会引起系统的运行问题以及精度问题。若采用多种神经网络分类器,可将高维矢量分成几个低维矢量,用几个分类器来处理这些低维矢量。然后,用某种方式将几个分类器的分类结果组合起来,以构成整个识别系统。

然而,将多神经网络分类器相融合时,如何联合多种分类器的分类结果以得出最佳判断,是长期困扰人们的难题。本文结合实际课题,给出了一种多神经网络分类器融合的简便算法。实测数据的分类实验证实了该算法的可行性。

1 单个分类器的学习算法

在整个融合系统中,每一个分类器均采用模糊结构自适应神经网络,该网络的具体学习算法如下:

- (1)网络结构初始化,给隐层节点对应的权向量赋初值。
- (2)输入学习样本,并对其进行归一化处理,得到矢量 I 。

$$I_j = \frac{x_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^N x_j^2}} \quad (1)$$

- (3)当类别数为 k 时($i=1, 2, \dots, k$),计算输入样本对各类的隶属度。

收稿日期:1999-12-17

基金项目:国防“九五”预研项目(16.8.2.5③)

作者简介:景志宏(1965-),男,讲师(博士)。

$$\mu_j = \left(\frac{1}{\|x - w_i\|^2} \right) / \sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{\|x - w_k\|^2} \right) \quad (2)$$

(4) 进行相似度比较, 确定获胜子类 M 。

$$Y_i = \sum_{j=0}^{n-1} w_{ij} I_j$$

$$Y_M = \underset{j=1,2,\dots,k}{\text{Max}} \{Y_i\} \quad (3)$$

(5) 检验获胜子类的可靠性。为了进一步确认获胜子类的可信度, 引入警戒门限 λ 。

$$\delta = \exp(-\mu_M) \cdot \|X - W_M\| \quad (4)$$

如果 $\delta \leq \lambda$, 则认为输入样本通过了警戒测试, 即该样本属于第 M 类, 并进入步骤 6; 否则, 屏蔽第 M 类, 其余类重新参与训练。若现有的 k 类都没有通过测试, 就表明网络中保存的记忆已不能适应现实的环境, 需要加以扩充。令 $k=k+1$, 并初始化新增节点的权值, 将输入样本的归一化矢量 I 赋予新增节点对应的权向量。即:

$$W_{k+1} = I \quad (5)$$

并转入步骤 2。

(6) 修正权值。在训练中得到一个获胜子类, 将进行网络相应的权向量修正, 从而加深获胜子类的记忆内容。

$$\bar{W}_M = W_M + \mu_M \cdot (X - W_M) \quad (6)$$

2 多种神经网络的融合算法

设 C_i 表示模式所需分类成的一类, $\forall i \in \Lambda = \{1, 2, \dots, M\}$, 考虑一个具有 M 个互不相交集的判定空间 P , 判定空间可写为:

$$P = C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_M \quad (7)$$

因此, 判定空间是所有类中所有可能模式的集合。集合 $\Lambda = \{1, 2, \dots, M\}$ 对已定义的类提供了所有可能的整数标记。判决空间集合 P , 可扩展为包括 $\Lambda \cup \{M+1\}$, $M+1$ 表示一个拒识类。此类是根据已有的标准, 所有的分类器均不能识别的类别。 K 表示组合系统中分类器的总数。系统中每个分类器都用 e 表示。因此, 系统中的分类器为 e_1, e_2, \dots, e_K 。将待分类的类别 X 输入到分类器 e_K 中, 分类器 e_K 的输出是一整数标号 $j \in \Lambda \cup \{M+1\}$, 此标号指明 X 属于 C_j 类, 可表示成 $e_k(X) = j$ 。

整个分类系统可以看作是一个黑箱子, 输入一类样本 X , 然后输出一分类标号 j 。用总体判决函数 $E(X)$ 表示, 即 $E(X) = j$ 。为便于讨论, 将 $e_k(X)$ 用另一种形式表示。定义一个如下的二值特征函数 $T_k(X)$:

$$T_k(X \in C_i) = \begin{cases} 1 & e_k(X) = i, i \in \Lambda \\ 0 & \text{其它值} \end{cases} \quad (8)$$

多种分类器相融合时, 采用多方案选举的融合策略。即整个系统的输出以大多数分类器的识别结果为准。

$$E(X) = \begin{cases} j & \text{如果 } T_E(X \in C_i) = \max_{i \in \Lambda} T_E(X \in C_i) \geq \alpha \cdot K \\ M+1 & \text{其它值} \end{cases} \quad (9)$$

大多数分类器选举结果, 即为: 由 $0 \leq \alpha \leq 1$ 所指定的分类器, 参数值根据具体情况决定。 $\alpha = 1/2$, 即半数以上分类器认为输入 X 为 C_i 类时, 分类系统 $E(X)$, 就将 X 分类为 C_i 。

3 实测数据分类实验

分类器的设计是水下目标识别的关键环节之一。主要原因在于: 由于舰船的辐射噪声是一类复杂的非平稳随机信号, 其频谱与航速、海域等诸多因素有关。而且, 声波在远距离传输过程中其频谱会产生较大的畸变。因此, 建立精确的数学模型十分困难, 提取的目标特征不一定就能代表目标的类别。同时, 不同类别目标的特征会出现较严重的混叠现象。

其次, 由于舰船型号繁多, 工况复杂多变, 任何研究人员都难以得到比较完备的样本集。加之水下目标识

别主要用于军事目的,而假想对手的舰船情况我们知之甚少,甚至未知。因此,样本的完备性将成为影响水下目标识别的一个重要因素。由于种种因素的限制,我们得到的样本是不完备的。这样,很可能造成对训练过的样本识别率很高,而对未见过的样本则识别率很低。

本文提出的多神经网络融合算法增强了识别系统的泛化能力、自适应能力。为了验证多神经网络融合算法的有效性,研究了潜艇、水面舰艇、商船等三类舰船目标的分类问题。实验中,训练样本集含Ⅰ类目标150个,Ⅱ类目标240个,Ⅲ类目标160个,共计550个样本。测试样本集含Ⅰ类目标100个,Ⅱ类目标156个,Ⅲ类目标180个,共计436个样本。样本的选取考虑到多种工况,多种型号的舰船目标。

特征提取分别采用高阶谱估计、小波变换、LOFAR谱等方法。分类器均为结构自适应神经网络。它们的警戒参数分别设为:0.27、0.30、0.28、0.38、0.42。

对每种分类器的分类结果,采用上述算法在决策级上进行融合。

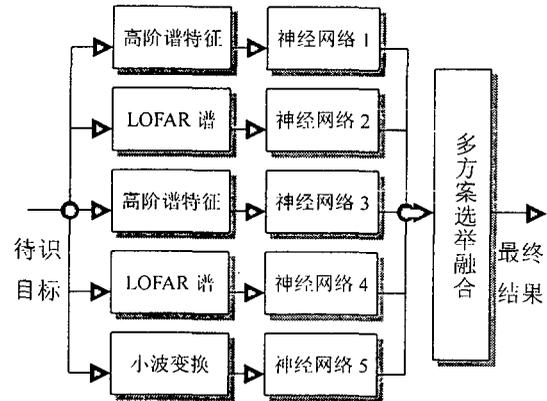


图1 多神经网络分类器的融合

表1 训练样本集和测试样本集分类结果

分类器类型	训练集识别率(%)				测试集识别率(%)			
	Ⅰ类	Ⅱ类	Ⅲ类	平均	Ⅰ类	Ⅱ类	Ⅲ类	平均
结构自适应神经网络1	86.40	81.72	83.68	83.93	83.11	78.55	79.26	80.30
结构自适应神经网络2	92.60	83.54	85.13	87.09	87.34	78.23	82.91	82.82
结构自适应神经网络3	83.87	80.21	81.07	81.71	81.37	76.39	75.50	77.75
结构自适应神经网络4	88.51	80.24	87.86	85.53	80.21	78.72	85.28	81.40
结构自适应神经网络5	90.10	86.88	87.48	88.15	84.27	78.00	80.04	80.77
融合分类	95.87	89.69	90.70	92.08	90.90	85.25	85.36	87.17

分类结果如表1所示。从表1中可以看出,对于不同方法获得的特征矢量,采用不同的神经网络分类器进行分类时,得到的各类目标的识别率是不同的。进行多分类器的融合后,由于不同特征之间的互补性,加之简单的多方案选举策略,系统整体识别率提高了约4个百分点。且采用该方法比单一方法提取特征,然后进行识别,获得的结果更加可靠。

4 结论

(1)在决策层上进行融合,可提高整个分类系统的识别率。

(2)如何确定融合算法是融合能否取得成功的前提,好的融合算法可增强不同分类方法之间的互补性。不好的融合算法可能造成决策上的矛盾。

(3)由于在该融合算法中引入了拒识类,因此,增强了识别系统的可靠性。融合后的分类系统识别率高、泛化能力强,在工程中具有一定的应用价值。

参 考 文 献

- [1] W.P. Kegelmeyer, and K. Bowyer. Combination of Multiple Classifiers Using Local Accuracy Estimates[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(4): 405~410.
- [2] Tin Kam Ho, Jonathan J. Hull, and Sargur N. Srihari. Decision Combination in Multiple Classifier Systems [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(1): 66~75.
- [3] Sung-Bae Cho and Jin H. Kim. Multiple Network Fusion Using Fuzzy Logic[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1995, 6(2): 497~501.

A New Algorithm of Combining Multiple Neural Networks

JING Zhi-hong¹, WU Yong², XIA Jun-li¹, WANG Yuan-yi¹

¹(Dept. of Network Engineering of the Telecommunication Engineering Institute, AFEU., Xi'an 710077, China)

²(Dept. of Ground-to-Air Communication of the Telecommunication Engineering Institute, AFEU., Xi'an 710077, China)

Abstract: In this paper, an adaptive neural network used in target identification is given. On the basis of this a new algorithm of combining multiple neural networks is presented. Ship radiated-noises' classification experiments reveal that this classification system has higher reliability, better identification rate, finer generalization, and important application value in underwater target identification.

Key words: Neural network; Target Identification; Data fusion