

基于遗传算法的神经网络被动声呐目标分类研究*

高翔 陈向东 宋爱国 陆佶人

(东南大学无线电工程系 南京·210018)

被动声呐目标识别系统中目标分类器的设计和训练是一项重要内容。本文设计了目标分类器的神经网络结构,提出了一种用改进的遗传算法训练神经网络分类器的新方法。最后,对海上实录的 A、B、C 三类目标噪声进行了分类识别,实验结果表明基于遗传算法的神经网络分类器比传统的基于 BP 算法的神经网络分类器泛化性能有明显提高。

关键词: 声呐, 目标分类, 遗传算法, 神经网络

Study on neural network classifier of passive sonar target based genetic algorithm

GAO Xiang CHEN Xiangdong SONG Aiguo LU Jiren

(Department of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing · 210018)

The targets classifier is a key element in passive Sonar target recognition systems. In this paper, the structure of neural network targets classifier is designed. We proposed a novel method for training neural network targets classifier by using an improved Genetic Algorithm (GA). The targets classifier is used to classify three different classes of targets: A, B and C. The result of experiment shows that the performance of GA based neural network targets classifier is better than that of Back-propagation algorithm based neural network targets classifier.

Key words: sonar, targets classification, genetic algorithm, neural network

1 引言

被动式声呐系统通过检测目标辐射的噪声来发现目标,并进行测向、测距和分类识别,其中目标分类是声呐系统的一项重要内容。自从 1988 年美国 Gorman 等人将神经网络技术应用于声呐检测系统的目标分类器设计以来^[1],神经网络技术在声呐目标分类中

的应用得到了很大发展,经过几年的努力,目前已基本达到实用水平^[2]。然而由于传统的神经网络训练算法即 BP 算法本质上是一种局部寻优方法,通常存在以下局限性:(1)学习算法效率低,学习速度慢,容易不收敛;(2)学习过程中往往陷入局部最优解,因此需要找到一种更有效的训练方法。

近年来,遗传算法(Genetic Algorithm,简称 GA)作为一种新颖的全局搜索方法已

* 第一作者:高翔,男,1967年12月生,讲师

收稿日期:98-6-22;修回日期:98-9-2

受到人们的广泛关注。GA 是模拟自然界适者生存、优胜劣汰的生物进化过程的一种搜索算法,它由美国 Holland 教授于 1975 年首次提出^[3],其主要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换。遗传算法同其它方法相比,其优越性主要表现在:首先,遗传算法在搜索过程中不易陷入局部最优,即使在所定义的适应度函数是非连续、不规则和有噪声的情况下也能以极大的概率找到全局最优解;其次遗传算法操作简单,易于和别的技术(如神经网络、模糊推理、混沌行为等)相结合,形成性能更优的问题求解方法。近几年来,遗传算法在组合优化、信号处理、系统辨识等领域开始得到广泛应用^[4]。

本文提出了用改进的遗传算法即最佳值保留遗传算法训练神经网络分类器的新方法,并对海上实录的 A、B、C 三大类噪声进行了目标分类,实验结果表明基于遗传算法的神经网络分类器比传统的基于 BP 算法的神经网络分类器性能有明显提高。

2 遗传算法的改进

遗传算法实际上是模拟由个体组成的集体学习过程,每个个体表示给定问题解空间中的一点。遗传算法从任一初始化的群体出发,通过随机选择、交叉和变异等遗传操作,使群体进化到搜索空间中越来越好的区域。

由于标准的遗传算法不能收敛到全局最优解,只能收敛到近似全局最优解^[5],因此需要对标准的遗传算法作一些改进,即在每一次选择之前,保留当前一代群体中的最佳(适应度最高)个体直接进入下一代群体中,从而使该最佳个体不受交叉和变异操作的影响。这种改进的遗传算法的步骤如下:

- step1 $t = 0$
- step2 initialize population $P(t)$
- step3 calculate the fitness of each individual
- step4 maintain the fittest individual of $P(t)$
- step5 repeat

- {step6 $t = t + 1$
- step7 select $P(t)$ from $P(t + 1)$
- step8 crossover operating
- step9 mutation operating
- step10 calculate the fitness of individuals
- step11 maintain the fittest individual of $P(t)$
- step12 until some stopping criterion}

3 用遗传算法训练神经网络分类器

神经网络分类器的工作原理框图如图 1 所示,被动声呐检测的目标噪声时域信号经 FFT 变换、特征提取及幅值调整后形成神经网络训练或识别的目标特征向量。在训练阶段,遗传算法根据分类器的输出误差自动地确定神经网络的联结权重。一旦神经网络分类器的训练结束,就可以用于对未知信号的目标识别。

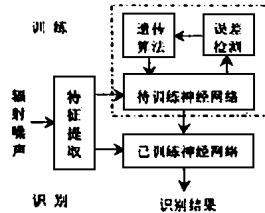


图 1 神经网络分类器工作原理框图

对于神经网络分类器来说,向输入节点输送的样本模式能否充分地代表目标分类的实质特征,始终是影响目标分类器泛化能力的重要因素,而且目标特征的个数(即目标特征向量的维数)决定了神经网络的主要结构,因此目标特征的提取是分类器设计过程中重要的一环。舰船辐射噪声信号主要由目标的机械噪声、螺旋桨噪声和水动力噪声混叠形成,其低频频谱具有较明显的窄带包络和丰富的线谱特征。被动声呐信号的低频频谱特征是目标识别的主要信息来源。在以往的研究过程中,我们提出了多种基于目标信号 FFT 谱图的特征提取方法,经过大量的实验比较及结果分析,选用了其中较有成效的 15

种特征: 线谱特征、平均幅值、面积特征、包络线特征、信号宽度、图形复杂度等。由于各种特征值量程大小不一致, 为了防止某一类特征取值过大而淹没其它几种特征的贡献, 因此需要对特征值进行幅值调整, 将它们转化为 0~1 之间的值。目标信号经过特征提取及幅值调整后可表为如下的目标特征向量:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_{15}\} \quad x_i \in [0, 1] \quad (1)$$

神经网络分类器采用 3 层前馈神经网络, 由于输入目标特征向量的维数为 15, 输出的分类类别为水面舰艇、潜艇、鱼雷 3 种, 因此可以确定神经网络的结构如图 2 所示, 输入层节点数为 15, 隐含层节点数为 7, 输出层节点数为 3。

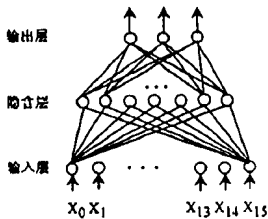


图 2 神经网络分类器的结构

应用遗传算法训练神经网络分类器实质上就是在网络联结权向量的解空间进行全局搜索, 找出符合实际要求的最佳联结权向量, 其中的关键是如何将权向量进行二进制编码和如何定义适应度函数。

设 $X^p = \{x_1, x_2, \dots, x_{15}\}$, $P = \Omega$, Ω 为训练样本集, 则输入层的输出为:

$$O_i^{(1)} = x_i, \quad i = (1, 2, \dots, 15) \quad (2)$$

隐含层节点的传递函数采用 Sigmoid 函数:

$$f(u) = 1 / (1 + e^{-u}) \quad (3)$$

则隐含层节点的输出:

$$O_j^{(2)} = F \left[\sum_{i=1}^{15} \omega_i^{(2)} O_i^{(1)} - \theta_j \right], \quad j = (1, 2, \dots, 7) \quad (4)$$

其中 $\omega_i^{(2)}$ 表示隐含层中第 j 个节点与输入层中第 i 个节点的联结权重, θ_j 为第 j 个节点的阈值。输出节点的传递函数采用硬限幅函数, 则输出层节点的输出:

$$O_k^{(3)} = \text{sgn} \left[\sum_{j=1}^7 \omega_j^{(3)} O_j^{(2)} - \theta_k \right], \quad k = (1, 2, 3) \quad (5)$$

对于输入的训练样本特征向量 X^p , 神经网络分类器的输出误差由下式表示:

$$E_p = \sum_{k=1}^3 (O_k^{(3)} - Y_k^p)^2 \quad (6)$$

其中 Y_k^p 为期望输出。对于训练样本集 Ω , 分类器输出的总误差:

$$E = \sum_p \sum_{\Omega} E_p \quad (7)$$

由式(4)、(5)可知遗传算法所要确定的神经网络联结权重为 $7 \times 15 + 3 \times 7 = 126$ 个, 节点阈值为 $7 + 3 = 10$ 个, 因此遗传算法所要确定神经网络的参数总个数为 136 个。由于神经网络的权重和阈值的取值范围一般在 $(-2, 2)$ 之间, 因此我们用 8 位二进制编码来表示每一个权重或阈值, 定义个体的基因串如下:

$$S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_{136}\} \quad B^{136 \times 8} \quad (8)$$

定义个体的适应度函数如下:

$$fit = 1 / (1 + E) \quad (9)$$

4 实验研究

训练样本集是否具有代表性对神经网络分类器的泛化能力的影响比较大。在本文的实验中选取海上实录的 A、B、C 三大类 27 种不同型号不同工况的目标辐射噪声, 每种目标随机地选取 1~20 个样本数据段, 共 334 个噪声信号样本组成训练样本集, 每一个样本的时频噪声信号经低频滤波、FFT 变换、特征提取及幅值调整后, 形成 15 维的目标特征向量。其中采样频率 5kHz, 低通滤波器工作带宽为 1.5kHz, 采样点数为 2048 点/样本段。

遗传算法的参数选取: 群体规模 $P_{op} = 120$; 交叉概率 $P_c = 0.6$; 变异概率 $P_m = 0.01$ 。

遗传算法经过逐代寻优, 神经网络的权向量的进化过程在 240 代左右开始收敛到全局最优解, 此时, 神经网络分类器对训练样本

的分类准确率为 95.3%。在实际应用中,我们主要关心的是分类器的泛化能力,即对未训练过的目标样本的分类准确率。为了便于比较,我们采用传统的 BP 算法对上述神经网络分类器也进行训练。

我们随机选取海上实录的 A、B、C 三大类 46 种不同型号不同工况的目标噪声信号 1720 个组成测试集,来检验两种不同方法训练的神经网络分类器的泛化分类效果。

表 1 分别为采取遗传算法和 BP 算法训练的神经网络分类器的对测试集中三类目标信号分类的准确度。采用 GA 算法训练的分类器对三类目标信号分类的准确度均比 BP 算法训练的分类器提高 2~5 个百分点,虽然总体识别率只提高了 3.43 个百分点,不到 5 个百分点,而这些提高对于被动声呐检测系统的分类器来说是非常难得的。

表 1

	GA 算法	BP 算法
A 类	84.52%	82.40%
B 类	87.68%	83.55%
C 类	82.43%	78.68%
总体识别率	85.60%	82.17%

5 结束语

目标分类器是被动声呐检测系统中重要的一环。本文根据目标特征向量的维数设计了目标分类器的神经网络结构,提出了用改

进的遗传算法训练神经网络分类器的新颖方法。对海上实录的 A、B、C 三大类目标噪声进行了分类识别。实验结果表明本文提出的基于遗传算法的分类器训练方法,它具有如下优点:(1)是一种全局寻优的神经网络训练方法,能有效地克服权向量空间非线性和多极值点等因素的影响;(2)同传统的 BP 算法相比,能够有效地提高分类器的目标泛化分类准确率。

参考文献

- 1 R. P. Goman, T. J. Sejnowski. Learned classification of Sonar targets using a massively parallel network, IEEE Trans. on ASSP, 1988; 36(7): 1135 ~ 1140
- 2 A. Kundu, G. C. Chen, C. E. Persons. Transient Sonar signal classification using hidden markov models and neural nets, IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1994; 19(1): 87 ~ 98
- 3 J. H. Holland. Adaptation in natural and artificial systems, Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975
- 4 K. Kristinsson, G. A. Dumont. System identification and control using Genetic Algorithms, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1992; 22(5): 1033 ~ 1046
- 5 G. Rudolph. Convergence properties of canonical Genetic Algorithms. IEEE Trans. on Neural Networks, 1994; 5(1): 96 ~ 101

会议报道

第 7 届近代声学—超声学国际学术讨论会在南京举行

在美国加州大学蔡振水教授和南京大学中科院院士张淑仪教授的共同主持下,第 7 届近代声学—超声学国际学术讨论会于 1998 年 10 月 11 日~14 日在南京金陵饭店举行,来自国外的 33 名科学家和国内魏荣爵院士、张仁和院士等声学科学工作者和研究生共 130 多人参加了会议。会议收到学术论文 107 篇,分别在水声学、医学声学和声成像、无损检测、激光超声和光声光热、声表面波及器件、声光学、非线性声学和声传播 8 个专题分会上进行交流。国际著名科学家 R. M. White 教授、蔡振水教授、魏荣爵院士等作了内容丰富的大会邀请学术报告。

在 14 日闭幕式上,所有与会代表都发言认为这些学术讨论会,促进了大家的接触与交流,是一次组织出色、非常成功的国际学术讨论会。

钱梦瑛