

一种基于 BP 神经网络群的自适应分类方法及其应用

宋 锐,张 静,夏胜平,郁文贤

(国防科技大学 ATR 重点实验室,湖南长沙 410073)

摘 要: 本文针对基于 BP 神经网络的分类系统,提出了神经网络群的概念,在此基础上给出了一种系统自适应增长算法,使得在新的目标类型加入时系统结构能够自适应调整.验证结果表明,该算法可以在增加新的目标类型时简化系统结构的调整过程,缩短重新训练网络所需要的时间,从而有效地提高网络的训练效率.

关键词: BP 神经网络;模式分类;自动目标识别;神经网络群

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 12A-1950-04

An Adaptive Classification Method of BP-NN Group Based Classification System and Its Application

SONG Rui, ZHANG Jing, XIA Sheng-ping, YU Wen-xian

(ATR State Key Lab, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: In this paper, a neural network group is defined for BP-NN based classification systems. Then an adaptive algorithm for system growth is brought out, with which the system structure can be adjusted adaptively when new target class is added to the system. The experimental results have shown that when adding a new target class, the proposed method can simplify the adjustment of the system structure, shorten the time needed for system re-training, and thus improve the system training efficiency.

Key words: BP neural network; pattern classification; automatic target recognition; neural network group

1 引言

对于大多数目标分类识别问题而言,由于目标特性的变化规律本身是不确定的,或者影响其特性变化的因素过多,因此通常难以用精确的解析表达式来描述这一变化规律.而神经网络由于其内在的对不确定性的学习与适应能力,因而被越来越多地应用于目标识别问题的研究与应用系统中.其中, BP 神经网络由于其结构直观、构造容易、可对任意连续函数进行拟合的特性,在目标识别领域中得到了大量的应用,同时也广泛地应用于语音信号识别、图像处理 and 自动控制等领域^[1].

但是现有神经网络分类识别系统的结构通常根据所要处理的问题预先设定,缺乏在新目标类型出现时对系统结构进行自适应调整的能力.对最常用的 BP 神经网络同样如此.

许多实际应用中的分类问题,所需要区分的类型数目通常在开始时是不能确定的或者暂时无法获得该类型目标的特征数据.预先为大量的类型数目在结构上留出所需的容量是不经济的或者是不可能的,需要在分类系统工作的过程中逐渐增加所要区分的类型数目,扩充整个系统的容量.因此衡量分类系统性能的一个重要指标就是它对新的目标类型的自适应与自学习能力.一个好的分类系统,在增加新的目标类型时,必须能够很容易地调整其结构以适应这一增长.

文献[3]提出了一种基于神经树结构的分类系统,通过划

分多个层次,减少每一个网络所需要区分的类型数目,在提高系统分类精度上获得了一定的效果.但是该方法的系统结构仍然是不够清晰的,所阐述的结构增长方法更倾向于理论,在实现上复杂性太高.本文基于分布式处理的基本思想,提出了一种基于 BP 神经网络群的分类系统构建方法.本方法对每一个目标类型分别建立一个用于判定该类型的 BP 神经网络,降低了每一个神经网络所需要记忆的模式数目,由于本方法,允许在增加新的目标分类类型时对分类系统结构进行自适应调整,从而增强了分类识别系统对于目标类型的自适应能力,同时对原有结构的利用缩短了重新训练分类识别网络所需要的时间,提高了网络的训练效率.

这一识别系统结构被应用于低分辨雷达舰船自动目标识别系统研究中,取得了良好效果.本文给出了此方法与传统 BP 神经网络的应用比较结果.

2 基于 BP 神经网络群的分类系统

通常使用 BP 神经网络来对目标进行分类识别时,一个神经网络将对多个目标类型进行分类,其常见的结构如图 1 所示.

对于需要进行分类的目标,将目标数据经过预处理和特征提取之后得到的特征矢量作为 BP 神经网络的输入,经过

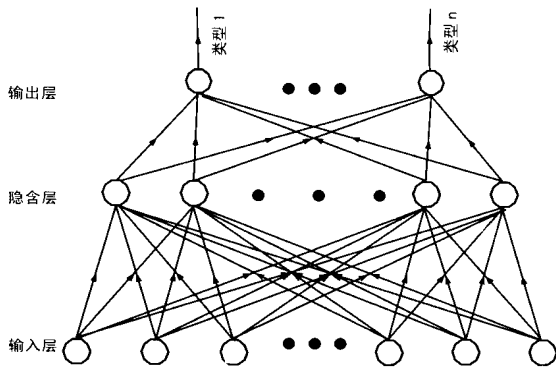


图1 通常的BP神经网络结构

一个或两个完全连接的隐含传递层,在输出层的节点上得到目标的分类结果.通常,对输出层的输出可以增加硬判决或取最大(最小)值的步骤,以得到对应于一个输入的确定的输出类别.而对神经网络的训练过程就是调整网络各层节点之间的连接权值,使得输出层的结果符合预期值的过程.

对于常用的三层非线性 BP 神经网络,设其输入层神经元输出值为 x_1, \dots, x_m , 隐含层神经元输出值为 o_1, \dots, o_n , 输出层神经元输出值为 y_1, \dots, y_c , 第 j 个输入层神经元到第 i 个隐含层神经元的连接权值为 a_{ij} , 第 j 个隐含层神经元到第 i 个输出层神经元的连接权值为 b_{ij} , 第 i 个输出神经元的预期输出值为 d_i , 则有:

$$o_i = f\left(\sum_{j=1}^{m+1} a_{ij} \cdot x_j\right), (i = 1, 2, \dots, n)$$

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^{n+1} b_{ij} \cdot o_j\right), (i = 1, 2, \dots, c)$$

其中 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$.

对应于每一个非线性传递公式中还应该有一个可调整的偏置值,可将其看作在输入层和隐含层分别添加一个输出值恒为 1 的神经元,用与其它神经元相同的方法来调整权值.根据最小均方误差理论,可以得到连接权值的调整公式为:

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) + \mu \cdot o_i \cdot (1 - o_i) \cdot (d_i - o_i) \cdot y_j$$

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) + \mu \cdot y_i \cdot (1 - y_i) \cdot x_j \cdot \sum_{k=1}^c o_k \cdot (1 - o_k) \cdot (d_k - o_k) \cdot b_{ki}$$

其中 μ 为学习速率.

仔细分析 BP 神经网络的思想 and 权值调整算法可以发现,除最后的隐含层与输出层之间的连接权值以外,之前各层之间的连接权值的调整同时受到所有输出误差的影响.这样当不同的输出误差导致不同的权值调整方向的时候,调整效果将被抵消,从而降低分类网络的训练速度.在对多个目标类型按照图 1 的结构使用批处理算法进行训练的时候,这一问题尤为明显.

在实际应用中,神经网络经过训练可以记忆样本特征数据所具有的模式,然后可以用于对新的目标特征数据进行分类,但是一个神经网络所能够区分的目标类型数目,在不超过其所能区分的最大类型数目时,是由训练时所输入的样本类型数所决定的.对于 BP 神经网络而言,其输出节点数目与分

类数目更具有——对应的关系.

当增加新的目标类型时,传统的 BP 神经网络必须增加输出节点进行训练才能够增加其分类能力.识别类型的增加同样要求对 BP 神经网络隐含层节点数目进行调整.这时对网络的重新训练很大程度上难以利用先前训练的结果,导致了训练时间的大量增加,而且分类数目的增加也降低了神经网络分类的精度.在使用少量训练数据时这些问题并不明显,但在实际应用中每类样本数据多至数百甚至上千的时候,效率的下降将会非常明显.

因此我们可以考虑将单个神经网络对多个目标类型进行区分的系统,转化为由对单类目标进行识别的多个神经网络构成的神经网络群,如图 2 所示.

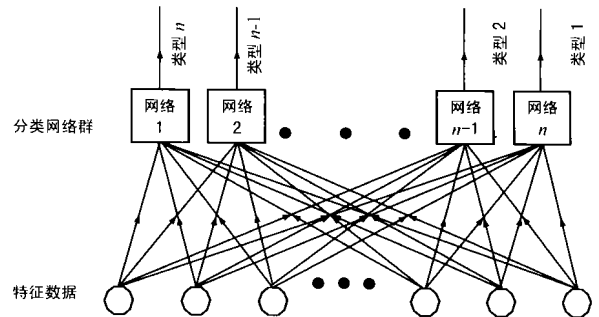


图2 目标分类网络群

图 2 所示的分类网络群中的每一个子神经网络,都具有与图 1 所示类似的网络结构,不同的是,每个子网 $i (i = 1, 2, \dots, n)$ 仅包含一个输出神经元,通过对输入的目标特征向量进行运算,给出一个介于 0 和 1 之间的值 P_i ,表示特征数据与类型模板的匹配程度.根据实际问题 and 处理方法的不同,可以将该值看作目标属于该类型的概率或者隶属度.对这组识别数据,有两种处理方法.

(1) 在大多数常规分类识别系统中,取 $P_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 中的最大值来判定目标类型:

$$\begin{cases} J = K, \text{ 满足 } P_k = \max\{i = 1, 2, \dots, n\} \\ P_j \geq P_{\min} (\text{最小判决门限}) \end{cases}, \text{ 则判定为目标类型 } K, \text{ 否则拒判.}$$

(2) 将网络群各子网的识别数据以一个目标分类向量 $P = [P_1 P_2 \dots P_n]^T$ 的形式作为网络群的分类输出结果.该结果可以用于与其它来源的分类识别信息进行融合处理.

这样分类网络群的每一个神经网络所记忆的就是该目标类型所对应的特征模板,而不是传统的一个网络记忆所有类型的特征模板,从而减少了不同目标类型特征模板之间的相互影响.

基于本文提出的 BP 神经网络群分类系统,增加分类数目时的网络增长算法是非常简单的:

- (1) 将新类型的特征数据添加到训练样本集中;
- (2) 对原有网络使用新的训练样本集进行训练;
- (3) 在神经网络群中增加一个新的单输出 BP 神经网络;
- (4) 对新的 BP 神经网络进行训练使得它可以识别增加的目标类型.

显然,由于新的类型与原有目标类型的特征数据所包含的特征模式只有少量的重叠,第(2)步的训练过程只需要使得原有的网络能够区分这些重叠,因此在原有网络权值基础上的重新训练将会非常迅速地结束;而第三步对新网络的训练由于节点数目远少于传统多输出 BP 网的节点数目,训练的时间也会少于传统的 BP 网络结构,并达到更好的效果。

3 实验结果

上述基于 BP 神经网络群的分类系统及其自增长算法,是针对雷达舰船目标自动识别系统的要求而提出的。在这样的应用任务中,目标特征数据的获得是一个较长时间的积累过程。在系统开始建立的时候,只有较少的目标类型,大量的目标数据是在系统工作的过程中逐步积累得到。因此系统必须具有自适应增长的能力,在增加目标类型时系统的结构应该易于调整,并且重新训练的时间应该尽量短。

用于识别的共有五类目标的回波,数目分别为:55、387、407、63 及 206 个。每个数据包含目标的连续 400 个回波串。

为了比较本文所提出的结构及算法与传统 BP 神经网络在识别性能和训练时效性上的区别,假设系统开始没有获得第五类目标的回波数据,在原始网络训练完成之后添加该类型。

各神经网络采用类似的结构:输入层 11 个神经元,输入目标距离、方位以及由目标回波组提取的回波波形时域特征,如展宽、扭动特性、跳动特性等^[6];第一隐含层 15 个神经元;第二隐含层 8 个神经元;传统 BP 神经网络输出节点由 4 个增加为 5 个;神经网络群中的子网输出节点始终为 1 个。

以下各表中 N 表示训练次数, T 代表以秒为单位的训练时间, A 、 B 、 C 、 D 、 E 分别表示各类别对应的正确识别个数。网络群的总训练时间由各子网的训练时间累加得到。网络群的最终分类结果按照上述的第一种识别数据处理方法得到。当所有类别在(子)神经网络中的判别正确率均大于门限 P 时停止对该(子)网络的训练。

表 1 四类目标, $P = 85\%$:

	N	$T(s)$	A	B	C	D
传统 BP 神经网络	6757	107	47	353	381	57
子网 1	12182	169	47	-	-	-
子网 2	4953	69	-	329	-	-
子网 3	1790	24	-	-	364	-
子网 4	4719	65	-	-	-	54
网络群	-	307	43	319	361	54

表 2 $P = 90\%$:

	N	$T(s)$	A	B	C	D
传统 BP 神经网络	12332	195	50	372	373	61
子网 1	14366	200	50	-	-	-
子网 2	6925	97	-	349	-	-
子网 3	4364	60	-	-	374	-
子网 4	5675	79	-	-	-	54
网络群	-	436	44	343	371	57

增加类别 5 以后两种识别率时的训练结果如下:

表 3 $P = 85\%$:

	N	$T(s)$	A	B	C	D	E
传统 BP 神经网络	12091	240	47	365	372	56	204
子网 1	0	0	47	-	-	-	-
子网 2	0	0	-	329	-	-	-
子网 3	71	1	-	-	354	-	-
子网 4	0	0	-	-	-	54	-
子网 5	291	5	-	-	-	-	196
网络群	-	6	43	307	347	54	150

表 4 $P = 90\%$:

	N	$T(s)$	A	B	C	D	E
传统 BP 神经网络	19193	382	50	367	384	60	205
子网 1	0	0	50	-	-	-	-
子网 2	281	5	-	358	-	-	-
子网 3	182	3	-	-	367	-	-
子网 4	0	0	-	-	-	57	-
子网 5	3375	57	-	-	-	-	200
网络群	-	65	44	348	348	57	190

可以看到,在固定目标类别数目的时候,由于神经网络群的网络数目较多,所以进行同样次数的训练所需要的时间较传统 BP 神经网络长;但是在增加新的目标类型的时候,由于对神经网络群的训练可以利用以前训练的结果,对原有子网的训练只需要使得它们可以拒绝新增目标类型的数据,所以该训练过程迅速结束。只有新增加的子神经网络需要进行较长时间的学习。而传统的 BP 神经网络由于无法利用以前的训练结果,必须从初始状态开始,所以需要的总训练时间明显长于神经网络群。

另一方面,由于各类目标的类内与类间相似程度的不同,在传统 BP 神经网络中往往是某一个类别(此处为类别 A)的识别率需要较长的训练时间才能满足要求,因此,在该类别的正确识别率达到要求时,对其它类别的识别正确率将高于门限要求;而在神经网络群的子网训练中,一个类别的不同样本可能在不同的子网中被误判,所以网络群的总体识别率将低于各子网训练时所要求的识别率。网络群算法对子网识别率的要求只有高于传统神经网络,才能够达到相同的最终识别效果。子网识别率所需要提高的数量与具体的问题和目标类型数目有关,通常所需要判别的目标类型越多,对子网识别率的要求越高。

由于传统 BP 神经网络与神经网络群中子网在结构上只有输出层节点数目不同,所以在神经网络群的构造过程中可以利用传统 BP 网络对初始目标类别进行训练,将其各输出单元及以前各层的连接权值直接复制到对应的神经网络群子网中。此时网络群的性能与传统 BP 神经网络是一样的。这样的方法可以降低网络群的初始训练时间,提高对目标的识别率。

4 结语

本文提出的神经网络群的增长算法对于目标类别固定的

任务,效率低于传统神经网络算法;但是对于需要动态增加识别类别的任务,由于网络群的结构更有利于分类系统结构的调整,同时对系统进行重新训练所需要的时间远少于传统的 BP 网络结构,因此在用于需要逐步增加目标类型数目的任务时具有明显的优势。

参考文献:

- [1] Schurmann J. Pattern Classification ,A Unified Way of Statistical and Neural Approaches [M]. New York :Wiley ,1996.
- [2] Polycapron M M ,bannou P A. Learning and convergence analysis of neural-type structured networks [J]. IEEE Trans. Neural Networks , 1992 ,NN-3 (1) :39 - 50.
- [3] Sanger T D. A tree-structured adaptive network for function approximation in high dimensional spaces [J]. IEEE Trans. Neural Networks , NN-2 :285 - 293.
- [4] 王继成. 一个基于神经网络树结构的模式分类系统 [J]. 电子学报 ,1997 ,25 (7) :107 - 110
- [5] Harald R ,Magnus S ,David S. Framework for automatic target recognition optimization [R]. Charles River Analytics Report. No. R96451 , 1997 (10) :4 - 10.
- [6] Guo Gui-rong ,YU Wen-xian and ZHANG Wei. An intelligence recognition method of ship targets [J]. Fuzzy Sets and Systems ,1990 ,36 :27 - 36.

作者简介:



宋 锐 男. 1975 年 10 月出生于湖北省武汉市. 1997 年毕业于国防科学技术电子科学与工程学院,获学士学位. 现为国防科学技术大学电子科学与工程学院 ATR 实验室硕博连读研究生. 主要研究方向为人工神经网络、智能信号处理及雷达自动目标识别。



张 静 女. 1977 年 7 月出生于重庆市. 1999 年毕业于国防科学技术大学电子科学与工程学院,获学士学位. 于 2001 年提前攻读博士,现为国防科学技术大学电子科学与工程学院 ATR 实验室博士研究生. 主要研究方向为人工神经网络、机器学习及雷达自动目标识别。



夏胜平 男. 1969 年 12 月出生于湖南省益阳市. 1998 年毕业于国防科技大学自动控制系,获工学博士学位. 1998 年至 2001 年在国防科技大学电子科学与工程学院做博士后. 目前主要研究领域为智能信号处理、可靠性工程与雷达自动目标识别。