

⑬ 307-310

一种训练神经网络的模糊控制方法*

王蕴红 刘国岁 王一丁 顾红
(南京理工大学电子工程系, 江苏, 南京, 210014)

TP18

摘要 提出一种训练神经网络的模糊控制方法, 该方法根据样本的分布及网络对该样本的识别率制定模糊规则, 以此规则控制网络的训练参数、调整学习率, 利用此方法训练出的神经网络收敛快、识别率高。当样本不均衡时, 这种方法的优点尤为显著。

关键词 模糊, 神经网络, 训练。

模糊控制 模糊规则

引言

在神经网络的训练中, 训练样本的好坏将直接影响到网络的性能。HechtNielsen^[1]指出, 要很好地训练分类器, 最基本的要求是训练样本中不同类别的样本数目应大致相同, 因为较少的一类样本往往不能被网络完全学习或正确学习, 导致网络对一类样本的识别率下降。尽管在实验中各类样本的数目及好坏可以人工控制, 但在现实生活中, 由于许多客观原因的限制, 会使某类样本数目比较少, 导致这些样本不能完全覆盖特征空间, 或不足以代表某一类目标。另外, 各类样本数目分布也可能很不均匀, 这些限制都可能导致网络最终的性能达不到设计者的要求。解决这一问题有很多方法。Cheung, Lusting 和 Kornhauser^[2]提出一种解决样本数目不齐的办法, 即复制那些数目较少的类别的样本, 或者减少过表示样本的数目, 但这种方法往往不现实, 特别是实时训练时, 尤为不妥。DeRouin^[3]提出根据训练样本数目之间的比例, 构造一个注意因子(attention factor), 并以此调节网络的学习率。

实验表明, 在样本数分布不均衡时, 这种方法训练出的网络的识别能力比 BP 方法强得多, 尤其是对于那些训练样本较匮乏的目标来说, 其优点更为显著。但在这种方法中, 网络的训练过程对于使用者来说仍然是封闭的, 上面的参数一旦选定, 在整个训练过程中就不能更改, 这在有些情况下很不合理。本文提出一种模糊规则控制方法, 首先根据可能出现的各种情况, 编成一系列模糊规则, 在训练过程中, 根据网络的训练情况及所期望的性能指标, 随时利用这些规则控制网络的参数, 使网络的性能尽可能地达到最优。

1 模糊规则的抽取及转换

我们根据实际中可能出现的情况, 编出一系列模糊规则。以样本类 x 为例, 设其学习率为 η_x , 则我们可以总结出以下的规则:

如果该类目标的样本相对于其它目标来说很重要, 则对 η_x 的调整就较大,

* 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目, 编号: 101208
本文1996年11月3日收到, 修改稿1997年4月11日收到

- 如果该类目标的样本相对于其它目标来说比较重要,则对 η_x 的调整就较小;
 如果该类目标的样本相对于其它目标来说不重要,则对 η_x 就不做调整;
 如果该类目标的样本数占有所有训练样本数的比例很小,则对 η_x 的调整就很大;
 如果该类目标的样本数占有所有训练样本数的比例较小,则对 η_x 的调整就较大;
 如果该类目标的样本数占有所有训练样本数的比例较大,则对 η_x 就不做调整;
 如果该类目标的识别率较低,则对 η_x 的调整就较大;

从上面这些规则,我们可以看到,在训练 BP 网络时,语言变量的值可以分为如下几项:

- (1) 目标样本的重要性“Imp”(很重要,较重要,一般);
- (2) 正确识别率“Cor”(很高,较高,中等,较低,很低);
- (3) 目标训练样本相对所有训练样本的比例“Ret”(很大,较大,中等,较小,很小);
- (4) 相邻两段时间网络的误差变化“Err”(增加很多,增加较多,不变,减小很多,减小较多).

对于网络一个阶段训练性能的描述可以通过这些模糊参量与其相应的程度修饰词一同构成,因此可以形成一系列的模糊子集.前面提到的以语言形式表达的规则可以用模糊子集及其相应的隶属度函数值来表示.要利用这些规则对网络的训练进行控制,就需要将规则转化为一种网络可以接受的数值来表示,即求解每个模糊规则的隶属度函数值.求解的方法有多种^[3-5],但计算量大,而且推理过程及结论与实际情况结合的不紧密.本文采用一种简单的方法,即以经验求出各模糊规则的隶属度函数,将各个隶属度函数值求均值,将此值定为最后的修正因子.本文中,我们主要是调节网络的学习率,其调节公式为:

$$\eta_x = \eta \cdot (1 + \mu), \quad (1)$$

式(1)中 μ 为修正因子, η 为最初设定的学习率.我们得出各条规则的隶属度函数值如表 1 所示.表(1)中 μ_{imp} 、 μ_{ret} 、 μ_{cor} 、 μ_{err} 分别代表 Imp、Ret、Cor、Err 的隶属度值.总的隶属度函数值为:

$$\mu = \frac{1}{4} (\mu_{\text{imp}} + \mu_{\text{ret}} + \mu_{\text{cor}} + \mu_{\text{err}}). \quad (2)$$

表 1 Imp、Ret、Cor、Err 的隶属度值

Table 1 Imp, Ret, Cor, Err membership function values

imp	很重要	较重要	一般
μ_{imp}	0.8	0.3	0.0
区间划分	<20%	20%~50%	50%~70%
Ret	很小	较小	中等
μ_{ret}	0.9	0.5	0.0
区间划分	<20%	20%~50%	50%~70%
Cor	很低	较低	中等
μ_{cor}	0.9	0.7	0.5
区间划分	<-0.1	-0.1~0	0
Err	减小很大	减小较大	没有变化
μ_{err}	0.1	0.2	0.5
			增加较大
			增加很大
			0.7

2 实验

我们以某侦察监视雷达的回波信号多卜勒谱为目标特征, 识别人、自行车、卡车三类目标. 利用上述的模糊控制方法学习的 BP 网络(简称 FCTBP 网络)进行识别, 并把其结果与传统的训练方法的 BP 网络(简称 BP 网络)的结果进行比较, 实验中采用相同的训练及测试样本, 训练样本组成情况为人、自行车、卡车各 30 个, 识别结果如表 2 所示.

表 2 各种网络识别结果的比较

Table 2 The comparison of classification results of neural networks

网络类型	训练数 (次)	识别率 (%)			
		人	自行车	卡车	平均
FCTBP1	1402	87.5	82.3	92.5	87.4
FCTBP2	1420	88.2	83.4	91.6	87.7
BP 网络	1462	86.7	72.2	92.0	83.6

从表 2 中可见, 在所给训练样本比较好的情况下, 模糊控制训练的 BP 网络与普通的 BP 网络的结果相比, 收敛速度和识别率略有提高, 自行车的识别率提高很多. 这是由于在训练 FCTBP1 网络时, 我们取自行车的重要性为“很重要”, 人为“比较重要”, 卡车为“一般”. 在训练 FCTBP2 网络时, 我们取自行车的正确识别率为“较低”, 人和卡车均为“中等”. 采用这种控制方法可以根据识别率, 随时调整网络参数, 故而网络的识别率有了一定的提高, 但效果不大显著. 此处目标训练样本的比例基本相同, 均设为“中等”.

我们用较不均衡的训练样本进行实验, 样本的组成如表 3 所示. 利用这些样本分别训练 FCTBP3 与 BP 网络. 在训练 FCTBP3 网络时, 依照样本组成情况调整比例参数“ μ_{rel} ”, 根据实际情况微调其它参数. 用训练好的网络对上述三类目标进行识别, 识别结果如表 3 所示.

表 3 训练样本的组成与识别结果

Table 3 The constitution of training samples and the classification rates

样本类型	人	自行车	卡车		
样本 1	30	5	50		
样本 2	30	34	5		
样本 3	5	34	50		
样本类型	网络类型	识别率 (%)			
		人	自行车	卡车	平均
样本 1	FCTBP3	100	52.0	100	84.0
	BP	93.7	20.4	100	71.4
样本 2	FCTBP3	100	80.3	57.2	79.20
	BP	100	76.1	38.1	71.4
样本 3	FCTBP3	87.5	84.0	100	90.5
	BP	75.0	80.2	100	85.1

从表 3 可见, 在样本不均衡的情况下, 模糊控制法训练的 BP 网络的识别率大大高于—

般方法训练的 BP 网络的结果.

3 结论

通过上面的实验,我们可以得出以下结论:

(1) 在训练样本分布较均匀且能分布于整个特征空间时,采用模糊控制方法对 BP 网络的学习率加以控制,同普通 BP 算法相比,效果不是十分明显,只是其中较难识别的一类目标(自行车)的识别率提高了,这是由于在训练时有针对性地使这一类目标的重要程度高于其它目标的缘故.

(2) 当训练样本分布不均衡时,我们从结果中看出,采用这种模糊控制方法训练的网络的识别率大大地高于一般网络,因为这种方法在训练中,根据样本情况及网络的识别情况随时调整学习率,这实际上相当于是对所训练的网络的一种动态控制.采用文献[3]中提出的方法,能有效地解决样本分布不均衡的问题,但其它方面不及这种模糊控制的训练方法.因为它仅考虑样本方面的缺陷,在网络的训练中,网络的参数是不变的.它不能完全依照设计者的意图(网络最终要达到的性能),随时对网络的参数加以调整.从泛化的角度而言,这种模糊控制学习的 BP 算法通过合理学习样本,提高了网络的泛化能力.

总的来说,本文提出的模糊控制训练 BP 网络的方法是一种有效的训练神经网络的方法,在训练样本分布不均衡时,这种方法的优点更加突出.

参考文献

- 1 Hecht-Nielsen R. *Proc. IJCNN*, 1989, 1: 593~605
- 2 Cheung R K M, Lustig I, Kornhanser A L. *Proc. IJCNN*, 1990, 1: 675~678
- 3 DeRouin E E, Brown J, Fausett L, et al. *Neural Network Training on Unequally Represented Classes*, Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks, ASME Press, 1991, 135~140

A FUZZY CONTROLLING METHOD FOR NEURAL NETWORK TRAINING

Wang Yunhong Liu Guosui Wang Yiding Gu Hong

(Department of Electronic Engineering, Nanjing University of
Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210014, China)

Abstract A fuzzy controlling method was proposed. It controls the training parameters according to the property of training samples, i. e. adjusts the study rate with fuzzy rules. The fuzzy rules are determined by the distribution of the training set and the important level of each kind of samples. The classification rate can be improved in this way and the fast convergence property can be achieved.

Key words fuzzy, neural network, training