

一种优化的 RBF 神经网络在调制识别中的应用

叶健¹ 葛临东¹ 吴月娴¹

摘要 提出了一种基于径向基函数 (RBF) 神经网络的通信信号调制识别方法, 该方法采用模糊 C-均值 (FCM) 聚类算法对数据进行聚类, 并获取基函数的参数, 采用梯度下降法训练网络权值. 利用最优停止法对网络进行了优化, 避免了过学习现象, 提高了 RBF 网络的训练速度和泛化能力, 以实际信号数据对该网络进行性能检验, 实验结果表明了该 RBF 网络具有较高的识别精度.

关键词 调制识别, 径向基函数神经网络, 模糊 C-均值聚类算法, 最优停止法

中图分类号 TP391

An Application of Improved RBF Neural Network in Modulation Recognition

YE Jian¹ GE Lin-Dong¹ WU Yue-Xian¹

Abstract In this paper, a novel modulation recognition method is proposed, which is based on an improved radial basis function (RBF) neural network. The parameters of radial basis function are obtained by fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm, while weights of the network are trained with gradient descent approach. Optimal stopping rule is used to avoid overfitting and improve training speed as well as generalization ability. Application of this method to modulation recognition of practical signals shows satisfactory performance.

Key words Modulation recognition, RBF neural network, FCM clustering algorithm, optimal stopping rule

1 引言

自动调制识别是通信信号处理及相关领域中一个前沿专题, 尤其在空域交通管制、电子对抗等方面得到广泛应用. 近年来信号调制识别的方法层出不穷, 典型的方法有: 基于时域、频域和功率谱特征的方法^[1,2], 基于小波理论的方法^[3], 决策理论方法^[4]等. 虽然它们都取得了一定的成效, 但都有各自的弊端. 利用从时域和频域提取的信号基本特征对通信信号的调制方式进行识别, 在信噪比发生变化时, 识别能力也随着改变, 而且一般通信信号在传播过程中极易受到各种噪声的干扰. 小波变换对信号波形突变信息有较高的识别能力, 所以它对瞬态信号的检测识别相当有效. 决策论法是采用假设检验理论解决信号分类问题, 如果能够精确地估计出待识别模式的概率密度函数, 那么这类算法可以得到较好的识别性能, 但是由于前提条件一般很难得到满足, 而且应用环境的复杂多变, 造成这类算法识别率不高、稳定性较差.

在模式识别、信号处理、时间序列的预测等领域中, 人工神经网络是应用极为广泛的模型^[5,6]. 神经网络不需要预先给出关于模式的先验知识和判别模型, 能够通过自组织和自学习机制自动形成所要求的决策域, 在应用中易于实现; 同时, 由于网络内部的非线性传递函数, 使其对高维空间及非

线性空间数据模式具有较强的分类能力. 神经网络的泛化能力反映了一个网络能否有效地解决实际问题. 在对神经网络进行训练的过程中会出现过学习现象. 最优停止法在训练过程中引入了验证样本集, 对训练过程进行了整体的监控, 可以有效地避免过学习^[7].

2 RBF 神经网络结构和原理

RBF 神经网络是一种性能良好的前馈神经网络, 它具有很强的生物背景和逼近任意非线性函数的能力^[8]. RBF 网络一般由输入层、隐含层和输出层构成. 每层节点数分别为 m, h, n . 输入层完成将特征向量 $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 引入网络; 隐含层由径向基函数神经元构成, 其传递函数一般采用径向对称高斯函数, 如式 (1). 输出层是隐含层输出的加权和, 见式 (2).

$$\phi_i(\mathbf{x}) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{C}_i\|^2}{2\rho^2}\right] \quad (1)$$

$$y_j = \sum_{i=1}^h W_{ij} \phi_i(\mathbf{x}) \quad (2)$$

RBF 网络中, 输入层到隐含层的非线性变换是由隐含层单元的径向基函数实现的. 在本文中, 我们选择高斯基函数, 它是一种局部分布、径向对称于中心点衰减的非负非线性函数. 式 (1) 中, \mathbf{C}_i 为基函数的中心, ρ 表示宽度. 由 (1) 可以看出基函数的宽度越小, 基函数就越具有选择性. 隐含层神经元正是经过这种非线性变换, 将低维的模式输入数据变换到高维空间内, 这样有利于输出层进行分类识别.

在 RBF 网络中, 输出层和隐含层所完成的任务是不相同的, 因而学习的策略也不相同. 由式 (1) 和 (2) 可知, RBF 神经网络的训练过程, 实际上就是对以下两组网络参数的学习: 隐含层中心位置、中心宽度; 隐含层到输出层连接权值. 径向基函数的中心的选取对于网络的性能是至关重要的. 本文中, 我们通过模糊 C-均值聚类算法, 对经过预处理的输入数据进行聚类, 从而确定隐含层神经元基函数的各个中心. 基函数宽度的选取往往根据聚类的结果来确定, 在此, 令其等于聚类中心与训练样本之间的平均距离, 即

$$\rho_j^2 = \frac{1}{M_j} \sum_{\mathbf{x} \in \theta_j} (\mathbf{x} - \mathbf{C}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{C}_j) \quad (3)$$

式中, M_j 是样本类 θ_j 中的模式数, \mathbf{C}_j 为类中心. 当基函数的参数 \mathbf{C}_i 和 ρ_i 确定后, 对隐含层到输出层连接权值 W_{ij} 的训练, 我们通过梯度下降法来实现. BP 网络存在训练时间长、收敛速度慢且存在多个局部最小点等自身的缺陷, 影响了识别的效果, 而 RBF 网络结构简洁, 训练方法快速易行, 且由于参数调整是线性的, 可获得较快的收敛速度, 在一定程度上均优于 BP 网络^[9,10].

3 最优停止法简介和分析

3.1 最优停止法简介

神经网络的泛化能力 (Generalization) 是指学习后的神经网络对测试样本或工作样本作出正确反应的能力^[11]. 对神经网络进行过多的训练无疑会增加网络的训练时间, 但更重要的是会产生过学习或过拟合现象.

许多人用测试样本的误差作为泛化误差, 对神经网络学习过程中的训练误差和测试误差进行了研究, 得到的结果是随着训练误差的减少, 泛化误差最初也逐渐减小, 达到最小

收稿日期 2006-1-17 收修改稿日期 2006-5-30
Received January 17, 2006; in revised form May 30, 2006

1. 解放军信息工程大学 郑州 450002
1. PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002
DOI: 10.1360/aas-007-0652

点后, 尽管训练误差继续减小, 泛化误差反而逐步增加, 出现了所谓的过拟合. 这是由于此时网络实现了一个复杂的判决边界因而推广性很差, 该判决边界过分调谐到特定的训练数据上, 而并非实际分布的一般特性^[12]. 一个过学习的神经网络可能会对训练样本集达到较高的匹配效果, 但对于一个新的测试输入矢量却可能产生与目标矢量差别较大的输出. 所以, 对网络学习和泛化的评价基准不一样, 是过学习现象产生的重要原因.

泛化过程可分为 3 个阶段: 在第 1 阶段, 泛化误差单调下降; 第 2 阶段的泛化动态比较复杂, 但在这个阶段, 泛化误差将达到最小点; 在第 3 阶段, 泛化误差又将单调上升. 最优停止法的应用关键就是确定学习算法在何时停止, 即得到泛化误差最小点.

应用最优停止法时, 在训练之前将收集到的样本数据集随机的划分为训练集、验证集和测试集, 其中测试集可选. 训练集用于对神经网络进行训练, 验证集用于监控网络训练进程. 训练网络时, 我们将网络训练与网络验证交替进行. 当网络开始进入过度拟合时, 验证误差就会逐渐增大, 网络训练应该提前停止, 训练函数应返回当验证误差取最小值时的网络权值.

3.2 最优停止法伪代码描述

参数: 训练集 T , 验证集 C , 当前验证误差 $Errornew$, 前次验证误差 $Errorold$, 权值 W_{ij} 、 W_{ij}^* , 计数器 $counter$, 容错门限 R , 权值保存标志 $msaved$, 网络训练停止条件 $mstop$.

BEGIN:

01. while($mstop \neq TRUE$)

02. {

03. if 第 1 次训练网络 then 用训练集 T 训练网络, 调整权值 W_{ij} , 保持权值不变, 用验证集 C 正向运行网络, 记录验证误差 $Errornew$, 令 $Errorold = Errornew$;

04. else 用训练集 T 训练网络, 调整权值 W_{ij} , 保持权值不变, 用验证集 C 正向运行网络, 记录验证误差 $Errornew$;

05. if $Errornew \geq Errorold$ then 计数器 $counter$ 加 1;

06. if $msaved == FALSE$ then 保存权值至 W_{ij}^* , $msaved = TRUE$;

07. else $Errorold = Errornew$, 计数器 $counter$ 清 0, $msaved = FALSE$;

08. if $counter > R$ then 令 $mstop = TRUE$, 结束训练, 提取权值 W_{ij}^* ;

09. } END;

在以往的实验中, 我们发现: 当某个或者某些验证样本 (信号) 因为突发错误而暂时造成了验证误差变大, 误认为网络已经进入过度拟合, 因而过早地停止了网络的训练. 为此, 我们对停止网络训练的判断准则进行了改进: 当验证样本使误差由小变大时, 先不立即停止训练, 而是继续观察, 并且设置一个容错门限, 如果验证样本连续使误差由小变大的次数超过此容错门限, 则我们认为出现了过学习, 应立即停止训练, 选择网络验证误差最小时的权值参数.

4 仿真实验分析

仿真实验中, 我们收集的实际信号数据集中共有 8 类信号, 分别是 2FSK、4FSK、2PSK、4PSK、8PSK、MSK、OQPSK、16QAM. 信号载波频率为 100kHz, 取样频率为 1024kHz, 为了让数据集更具普遍性, 样本信号带宽可随机取以下 5 种带宽之一, 分别为 4、8、16、32、64kHz; 收集不同信噪比 (SNR) 下的数据集, 每个数据集共 2800 个样本, 每类信号均占 350 个样本.

实验中我们选取了信号平方谱单频分量检测值和谱峰数、四次方谱单频分量检测值和谱峰数、归一化中心瞬时幅度最大值、信号段非微弱区内归一化中心瞬时幅度的标准偏差、信号段归一化中心瞬时幅度绝对值的标准偏差、信号段非微弱区内归一化中心瞬时频率的绝对值的标准偏差、信号包络的 R 参数共 9 维作为输入数据的特征, 输出为 8 维, 网络的期望输出用 “0” 和 “1” 进行编码.

表 1 优化的 RBF 网络在不同信噪比下的识别率 (%)

Table 1 The recognition accuracies of improved RBFNN in different SNR

	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK	8PSK	MSK	OQPSK	16QAM
8dB	68	72	80	71	79	70	71	75
10dB	84	90	89	86	85	89	88	92
15dB	90	94	96	94	98	92	94	99
20dB	92	98	100	96	100	98	100	100

表 2 RBF 网络有无嵌入最优停止法识别性能比较

Table 2 The accuracy comparison between RBFNNs using optimal stopping rule or not

	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK	8PSK	MSK	OQPSK	16QAM	训练次数	训练误差
未嵌入识别率 (%)	84	80	96	90	100	82	99	87	1500	0.081648
嵌入识别率 (%)	90	94	96	94	98	92	94	99	121	0.142188

表 3 优化的 RBF 网络与 BP 网络识别率比较 (%)

Table 3 The accuracy comparison between improved RBFNN and BPNN

	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK	8PSK	MSK	OQPSK	16QAM
BP 网络	76	83	78	87	89	77	86	85
RBF 网络	90	94	96	94	98	92	94	99

在实验仿真前,应首先检查数据集中是否含有异常的数据,如果有应删除。由于各个输入变量在数量级上存在一定差别,因而必须对每一维输入数据做归一化处理。不同信噪比下,网络测试结果见表 1(见下页);表 2 为信噪比 $SNR = 15\text{dB}$ 下,有无嵌入最优停止法的 2 类 RBF 网络识别性能比较;表 3 为本文提出的 RBF 网络和 BP 网络在相同训练和测试样本 ($SNR = 15\text{dB}$) 条件下识别率比较。

5 结论

由表 1 可见,在信噪比为 15dB 时,该 RBF 网络对 8 类信号的正确识别率都在 90% 以上,有的信号甚至可以做到全识别;信噪比为 8dB 和 10dB 时,也可以获得较好的识别率。从表 2 的性能对比中,可以看出当 RBF 网络嵌入了最优停止法时,一方面网络训练次数明显减小,节省了训练时间,另一方面,虽然未嵌入最优停止法的 RBF 网络得到的训练误差更小,但是某几类信号的正确识别率却明显低于嵌入最优停止法的 RBF 网络,这恰好证明了嵌入最优停止法的 RBF 网络,可以避免过学习现象,提高了 RBF 网络的泛化能力。表 3 反映出该 RBF 神经网络的分类能力明显优于 BP 网络,由以上实验结果可知,本文提出的 RBF 神经网络识别模型表达了通信信号与其特征指标之间内在的规律性,具有较准确的分类性能,在通信信号调制识别中具有一定的应用潜力。

但是,由于模糊 C-均值聚类算法需要预先确定径向基函数中心数,且最优停止法中的容错门限 R 的确定是凭经验而定,使得该 RBF 神经网络在自适应学习方面仍需进一步的研究和改进。

References

- 1 Chen Wei-Dong, Yang Shao-Quan. Algorithm for modulation classification of MPSK signals based on cyclic cumulant invariants. *Jouranal of Electronic and Information Technology*, 2003, **25**(3): 320~325
(陈卫东, 杨绍全. 基于循环累量不变量的 MPSK 信号调制识别算法. 电子与信息学报, 2003, **25**(3): 320~325)
- 2 Lu Jie, Zhang Sheng-Fu, Shao Wei-Hua, Gu Ming. Automatic modulation recognition of digital communication signals using spectral correlation approach. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 1999, **23**(4): 297~299
(吕杰, 张胜付, 邵伟华, 谷明. 数字通信信号自动调制识别的谱相关方法. 南京理工大学学报, 1999, **23**(4): 297~299)
- 3 Tao Hai-Ping, Yang Cui-E, Bi Xiao-Jun. Automatic classification of digital modulation types based on the combination of instantaneous amplitude and wavelet transform. *Telecommunication Engineering*, 2005, **45**(4): 48~50
(陶海平, 杨翠娥, 毕晓君. 基于瞬时幅度与小波分析相结合的数字调制制式的自动识别. 电迅技术, 2005, **45**(4): 48~50)
- 4 Zhang Ming, Wei Hui-Min, Yan Hong-Mei. Automatic modulation recognition of digital communication signals based on a decisiontheoretic approach. *Jouranal of Xi'an University of Science and Technology*, 2005, **25**(4): 499~502

(张鸣, 韦惠民, 闫红梅. 基于决策理论的数字调制信号识别. 西安科技大学学报, 2005, **25**(4): 499~502)

- 5 Li Y, Ren Y, Shan X M, Yang H. Aircraft hrrp classification based on rbfnn. In: Proceedings of CIE International Conference on Radar. Beijing, China, IEEE, 2001. 471~474
- 6 Zhang Ping-An, Gao Chun-Hua. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2000. 200~243
(张平安, 高春华. 神经-模糊与软计算. 西安: 西安交通大学出版社, 2000. 200~243)
- 7 Cataltepe Z, Abu-mostafa Y S, Magdon-Ismail M. No free lunch for early stopping. *Neural Computation*, 1999, **11**(4): 995~1009
- 8 Bian Zhao-Qi, Zhang Xue-Gong. *Pattern Recognition (Second Edition)*. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. 47~123
- 9 Wei Bao-Lin, Luo Xiao-Shu, Wang Bing-Hong, Guo Wei, Fu Jin-Jie. Prediction of EEG signal by using radial basis function neural networks. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2003, **22**(6): 488~492
(韦保林, 罗晓曙, 汪秉宏, 郭维, 傅金阶. EEG 信号的径向基函数神经网络预测. 中国生物医学工程学报, 2003, **22**(6): 488~492)
- 10 Cong Shuang. The function analysis and application study of radial basis function network. *Computer Engineering and Applications*, 2002, **38**(3): 85~87
(丛爽. 径向基函数网络的功能分析与应用的研究. 计算机工程与应用, 2002, **38**(3): 85~87)
- 11 Wei Hai-Kun, Xu Si-Xin, Song Wen-Zhong. Generalization theory and generalization methods for neural networks. *Acta Automatica Sinica*, 2001, **27**(6): 806~816
(魏海坤, 徐嗣鑫, 宋文忠. 神经网络的泛化理论和泛化方法. 自动化学报, 2001, **27**(6): 806~816)
- 12 Li Hong-Dong, Yao Tian-Xiang. *Pattern Classification (Second Edition)*. Beijing: China Machine Press, 2003. 248~255
(李宏东, 姚天翔. 模式分类 (第二版). 北京: 机械工业出版社, 2003. 248~255)

叶 健 解放军信息工程大学硕士研究生, 研究方向为信号与信息处理。本文通信作者。E-mail: yejian724909@163.com
(YE Jian Master student at PLA Information Engineering University. His research interest covers signal and information process. Corresponding author of this paper.)

葛临东 解放军信息工程大学教授。主要研究方向为软件无线电, 信号分析与处理。
(GE Lin-Dong Professor at PLA Information Engineering University. His research interest covers software radio, signal analysis and process.)

吴月娴 解放军信息工程大学博士研究生, 研究方向为信号与信息处理。
(WU Yue-Xian Ph.D. candidate at PLA Information Engineering University. Her research interest covers signal and information process.)