

基于遗传小波神经网络的 RFID 调制识别

张松华^{1,2}, 何怡刚², 李 兵², 余 开², 侯周国²

(1. 湖南工学院电气与信息工程系, 湖南 衡阳 421002; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082)

摘 要: 在射频识别的调制识别方法中, 神经网络常用的反向传播算法普遍存在收敛速度慢、容易陷入局部极小点、网络参数的选取只能凭实验和经验确定等缺点。针对上述问题, 提出一种基于遗传算法优化小波神经网络的识别分类器。该分类器可以充分发挥遗传算法的全局寻优能力、小波分析的非线性逼近能力和神经网络的自学习特性, 仿真结果表明其可以优化系统的收敛速度和识别精度。

关键词: 遗传小波神经网络; 射频识别; 调制识别

RFID Modulation Recognition Based on Genetic Wavelet Neural Network

ZHANG Song-hua^{1,2}, HE Yi-gang², LI Bing², SHE Kai², HOU Zhou-guo²

(1. Department of Electrical and Information Engineering, Hunan Institute of Technology, Hengyang 421002, China;

2. School of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

【Abstract】In recognition method of RFID modulation, the main disadvantage of the back propagation algorithm of neural network commonly used lies in the slow convergence speed, the optimization procedure getting easily stacked into the minimal value locally and network parameter decided by experiment and experience. This paper designs a recognition classifier of Genetic Algorithm-Wavelet Neural Network(GA-WNN), which has global optimization capability of GA, non-linear approximation ability of wavelet and self-learning characteristic of neural network, and simulation result proves that it can improve the recognition accuracy and convergence rate.

【Key words】 genetic wavelet neural network; RFID; modulation recognition

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.02.066

1 概述

小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN)是小波分析与神经网络相结合的一种紧致型结构, 能很好地实现非线性的模式分类。传统的 WNN 以梯度法训练网络, 存在训练速度慢、易陷入局部极小点和引起振荡效应等缺点^[1]。遗传算法是一种基于自然选择和自然遗传的全局优化算法, 可以有效避免局部极值和噪音的影响^[2]。射频识别(RFID)是一种非接触的无线自动识别技术, 具有广泛的应用前景^[3]。射频识别技术日趋成熟, 并形成了多种标准并存的局面。由于各种标准中调制方式各不相同, 给多标准间的通信互联带来了很大的障碍, 另外, 日趋复杂的通信环境对调制方式识别的信噪比环境提出了更高的要求, 因此提高低信噪比下调制识别率的算法研究成为国内外 RFID 测试领域的研究新热点。

本文针对 RFID 标准中规定的 ASK、FSK 以及 PSK 等调制方式设计了一种基于遗传小波神经网络的 RFID 调制识别算法。通过 Matlab 仿真证明其可以提高整个系统的收敛速度和识别精度。

2 信号的小波消噪

本文针对低信噪比调制识别的特点, 在预处理阶段先对信号进行小波消噪处理, 等效于在更高信噪比时提取特征参数, 保证信号在低信噪比时提取的特征参数的可靠性。图 1 给出基于硬阈值算法和软阈值算法的含噪 2ASK(SNR=5 dB)信号的消噪波形图, 小波基选择 db6 小波。由仿真结果可以看出, 软阈值算法处理的信号消噪效果优于硬阈值算法, 且不增加系统的复杂度。且硬阈值消噪的 SNR=10.04, 软阈值消噪的 SNR=12.08。因此, 本文采用简单有效的软阈值小波

消噪方法对所接收的低信噪比下的 RFID 调制信号进行处理。

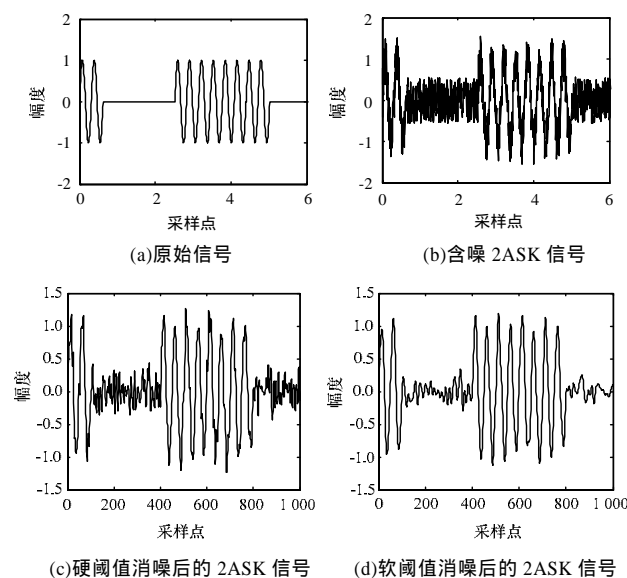


图 1 db6 小波对 2ASK 信号的消噪波形图

基金项目: 国家“863”计划基金资助项目(2006AA04A104); 国家自然科学基金资助项目(50677014, 60876022); 湖南省科技计划基金资助项目(2008GK2022); 衡阳市科学技术发展基金资助项目(2010 KG056)

作者简介: 张松华(1980-), 女, 讲师、硕士研究生, 主研方向: 射频识别测试技术, 神经网络; 何怡刚, 教授、博士生导师; 李 兵、余 开, 博士研究生; 侯周国, 讲师、博士研究生

收稿日期: 2010-06-12 **E-mail:** zshlunwen@126.com

3 小波神经网络

3.1 小波分析

小波分析理论源于傅里叶分析。傅里叶分析是将信号分解成一系列不同频率的正弦波的叠加,而小波分析是将信号分解成一系列小波函数的叠加,这些小波函数都是由一个母小波函数经过平移与尺度伸缩得到的^[4],信号局部特性用小波函数来逼近相比使用光滑的正弦函数来逼近效果更好。

小波分析就是把某一母小波函数 $\psi(t)$ 位移 b 后,再在不同尺度 a 下与待分析的信号 $x(t)$ 做内积。设 $\psi(t)$ 为一母小波函数,其通过伸缩平移可产生一组小波函数基:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

设信号 $x(t)$ 是平方可积函数,记作 $x(t) \in L^2(R)$, 并且母小波 $\psi(t)$ 满足:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\psi(\omega)|}{\omega} d\omega < \infty \quad (2)$$

则 $x(t)$ 的连续小波变换可表示为:

$$WT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, a > 0 \quad (3)$$

3.2 小波神经网络

小波神经网络是近年来神经网络研究中的一个新分支,是结合小波变换理论与人工神经网络的思想设计与构造的一类新的神经网络模型,除了网络的连接权重参数外, WNN 还引进了平移因子和伸缩因子,结合了小波变换良好的时频局域化性质以及神经网络的自学习功能,具有更灵活更有效的逼近能力与容错能力以及很好的泛化能力。

WNN 有 2 种结合方式^[5]:一种是将神经网络作为预处理器,利用小波和小波包提取特征向量,这是一种松散的结合;另一种是紧致结合,即狭义的小波神经网络(WAVE-NET),包括函数型网络和权值型网络。函数型网络是以小波函数和尺度函数作为激活函数的神经网络,而权值型网络是以小波函数或尺度函数作为权值的神经网络,函数型网络在收敛速度和映射能力等方面都优于权值型网络。根据 Kolmogorov 定理,3 层前馈神经网络函数可以任意精度逼近任意连续函数,文献[6]进一步证明:3 层前向网络具有以任意精度逼近定义在紧支集上的 n 维连续函数的能力。本文选择 3 层函数型小波神经网络,其结构如图 2 所示。

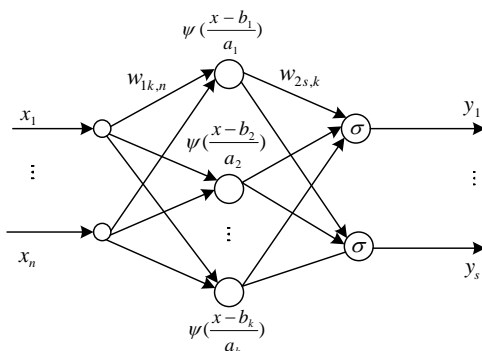


图 2 3 层函数型小波神经网络结构

设系统的输入为 x , $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 小波函数 $\psi_{a,b}(t)$ 为第 1 层激活函数, a_k 和 b_k 为其中的伸缩平移系数, 第 2 层激活函数为 $\sigma(t)$ 函数。网络各层的神经元个数为 K 和 S , $w_{1k,n}$ 、 $w_{2s,k}$ 为各层网络的权值, b_{1k} 、 b_{2s} 为各层网络的阈值, 则:

$$y_s = \sigma\left(\sum_{k=1}^K w_{2s,k} \cdot \left(\psi_{a,k}\left(\sum_{n=1}^N w_{1k,n} \cdot x_n + b_{1k}\right) + b_{2s}\right)\right) \quad (4)$$

其中, $s = 1, 2, \dots, S$; $\sigma(t)$ 为 sigmoid 函数。

4 遗传小波神经网络

4.1 遗传算法训练小波神经网络的步骤

本文利用遗传算法优化小波神经网络的参数, 参数主要指小波函数的位移和尺度参数以及各层神经网络之间的连接权值和阈值, 其步骤如下:

(1) 染色体编码。本文采用实数编码方式。3 层 WNN 的 GA 编码方案的构成如下:

a_k	b_k	$w_{1k,n}$	$w_{2s,k}$	b_{1k}	b_{2s}
-------	-------	------------	------------	----------	----------

(2) 适应度选择。按下式计算各个体的适应度:

$$f = \frac{1}{F} \quad (5)$$

(3) 根据上一代群体的适应度, 利用遗传算法的 3 种遗传算子(选择、交叉、变异)得到下一代群体。

(4) 将新一代群体插入种群 p 中, 并计算新一代群体的适应度。

(5) 计算网络的误差平方和, 若达到预定值 ε_{GA} , 转(6), 否则, 转(3), 继续进行遗传操作。

(6) 经过遗传操作后, 选出适应度最高的个体, 将网络参数赋给 WNN 作为初值, 网络可直接仿真, 也可以进一步设置 WNN 的训练参数, 再进行训练, 然后仿真。

4.2 GA-WNN 识别网络的设计与训练

本文调制识别分类采用基于 GA 算法的 3 层 WNN 神经网络, 简称 GA-WNN 网络, 通过 R_a ^[7]、 δ_{dp} 将 2ASK、2FSK、2PSK 3 种 RFID 调制信号区分开, 网络输入的个数即为调制信号特征参数的个数 2, 输出神经元的个数即为目标矩阵的维数 3, 依经验公式, 隐含层神经元个数定为 5, 网络的训练函数取 trainlm 函数, 网络隐含层采用 mexican_hat 小波函数作为激励函数, 即 $\psi(t) = (1-t^2) \cdot e^{-t^2/2}$, 输出层采用 sigmoid 函数作为激励函数, 即 $\sigma(t) = \frac{1}{1+e^{-t}}$ 。

仿真中对各样本数据求取的特征参数以列矢量的形式表示: $P = [R_a \ \delta_{dp}]^T$, 目标矩阵为:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

每列分别表示识别结果为 2ASK、2FSK、2PSK。3 种数字调制信号采用统一的载频 $f_c = 40$ kHz 和采样频率 $f_s = 400$ kHz。将 SNR 值为 10 dB 和 15 dB 时进行采样得到的 100 个样本作为训练样本集, 将 SNR 值为 5 dB 时进行采样得到的 100 个样本作为测试样本集。GA 参数的设置为: 初始种群为 30; 遗传代数为 100; 选择函数为 normGeomSelect; 交叉函数为 arithXover; 变异函数为 nonUnifMutation; 交叉概率为 0.95; 变异概率为 0.02; 训练目标为误差小于 0.01。

4.3 GA-WNN 调制识别仿真结果

本文采用 Matlab 进行仿真, 并将传统 BP 网络、使用 BP 算法的 WNN(BP-WNN)和 GA-WNN 的调制识别性能进行了比较, 图 3 给出 3 类网络的训练误差曲线。从图 3 中可知, 传统的 BP 网络在 31 步时训练就结束了, 但没有达到理想误差 0.01, 这是因为传统 BP 算法虽然简单, 但存在局部极小问题, 网络训练结果不易得到最优解。BP-WNN 网络经过 88 步后收敛, 但是训练过程中出现了比较明显的振荡现象, 这对庞大的数据学习训练十分不利。GA-WNN 误差曲线仅仅

过 29 步即达到理想误差 0.01,并且收敛性表现良好,整个训练过程未出现明显的振荡。

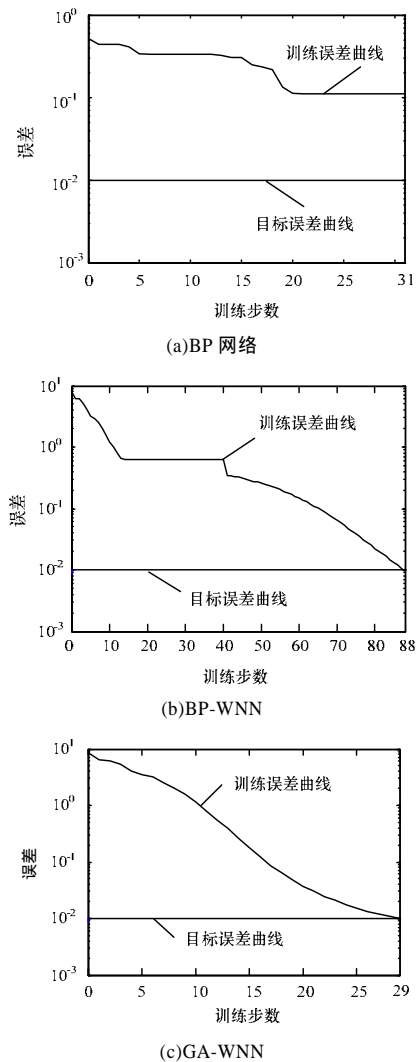


图 3 3 类网络的训练误差曲线

采用已训练好的 BP、BP-WNN 和 GA-WNN 网络对 SNR 值为 5 dB 时的 100 个测试样本进行调制识别,得到的识别结果如表 1 所示。实验结果表明,采用遗传算法的小波神经网络较 BP 网络和 BP-WNN 网络具有更好的网络泛化能力,能达到更高的收敛速度和识别精度。

表 1 3 类网络调制识别率 (%)			
调制类型	BP	BP-WNN	GA-WNN
2ASK	90	94	98
2FSK	82	91	96
2PSK	89	95	99

5 结束语

本文将遗传算法和小波神经网络相结合的 GA-WNN 网络用于 RFID 调制方式的识别。仿真结果表明,这种方法可以充分发挥遗传算法的全局寻优能力及小波神经网络的自学习能力,使网络获得较高的收敛速度和识别精度,在 SNR 为 5 dB 时仍能获得良好的识别结果,识别准确率达到 95% 以上。

参考文献

[1] 董福贵,张世英,谭忠富,等.基于遗传算法的小波神经网络在电价预测中的应用[J].计算机工程,2005,31(4):32-33.

[2] 高美静,赵 勇,谈爱玲.基于遗传小波神经网络的多传感器信息融合技术的研究[J].仪器仪表学报,2007,28(11):2104-2107.

[3] 王启刚,谭 杰.基于 CAN 总线的 PC 与 RFID 读写器通信实现[J].计算机工程,2007,33(11):244-246.

[4] Zhang Qinghua, Benveniste A. Wavelet Network[J]. IEEE Trans. on Neural Network, 1992, 3(6): 889-898.

[5] 谭阳红,叶佳卓.模拟电路故障诊断的小波方法[J].电子与信息学报,2006,28(9):1748-1751.

[6] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版社,2000:56-57.

[7] 谭晓衡,刘 娟,胡友强.一种新的低信噪比下的数字调制识别方法[J].系统工程与电子技术,2009,31(6):1520-1524.

编辑 张 帆

(上接第 190 页)

结合第 2 节的算法得出的模糊等价标准型的平移等价类结构(本文算法保证了右方相邻子阵的元素角标大于左方子阵元素的角标,上方相邻子阵的元素角标大于下方子阵元素的角标)经过一系列简单的变换后可以发现,本文算法得出的相似参数系的等价类与传统库函数定义的标准参数系的等价类是一致的。

6 结束语

与传统 FCMBP 算法相比,本文算法较好地解决了高阶模糊等价标准型的平移等价类数据库生成问题,并且无需为每一个模糊等价标准型的平移等价类定义相应的相似参数系的等价类数据库。实例证明本文算法大大减少了计算量,有效改进了传统的 FCMBP 算法。

参考文献

[1] 刘志勇,耿新青.基于模糊聚类的文本挖掘算法[J].计算机工

程,2009,35(5):44-45.

[2] 李振龙,赵晓华.基于模糊聚类的快速路 VMS 信息发布方法[J].计算机工程,2008,34(8):210-212.

[3] 朱剑英.应用模糊聚类法应注意的若干关键问题[J].模糊系统与数学,1987,1(1):104-120.

[4] Li Hongxing. Fuzzy Clustering Method Based on Perturbation[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1989, 33(3): 291-302.

[5] 何 清,李洪兴.模糊相似矩阵为方程 $X^2=X$ 与最优模糊等价矩阵的存在性[J].模糊系统与数学,1999,13(3):28-36.

[6] 史忠植.知识发现[M].北京:清华大学出版社,2002.

[7] 何 清,徐树富,王加银,等.FCMBP 聚类法在语音识别和模糊控制中的应用[J].系统工程学报,2001,16(6):430-437.

编辑 张 帆