

基于小波神经网络的无线电引信目标识别新方法

单剑锋<sup>1</sup>, 翟波<sup>2</sup>

(1. 南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210003 2 辽宁石油化工大学 计算机通信工程学院, 辽宁 抚顺 113001)

[摘要] 设计了基于小波神经网络的无线电引信目标识别新方法. 根据无线电引信回波多普勒信号功率主要集中在低频部分的特点, 对淹没在噪声中的无线电引信回波信号进行小波分解, 提取在不同频带内信号能量作为特征, 用小波神经网络对目标进行检测. 针对不同信噪比, 对某典型无线电引信回波信号进行定量研究, 实验结果表明该方法处理信号信噪比达 - 7 dB.

[关键词] 小波变换, 无线电引信, 特征提取, 神经网络

[中图分类号] TN911; TJ43 [文献标识码] A [文章编号] 1672-1292(2010) 02-0084-04

New Radio Fuze Target Recognition Based on Wavelet Neural Network

Shan Jianfeng<sup>1</sup>, Zhai Bo<sup>2</sup>

(1. College of Electronic Engineering Nanjing University of Posts and Telecommunications Nanjing 210003, China  
2. School of Computer and Communication Engineering Liaoning Shihua University Fushun 113001, China)

**Abstract** New radio fuze target recognition based on wavelet neural network is discussed in this paper. The radio fuze signal is first decomposed by wavelet transform, and on this basis, the decomposed coefficients are reconstructed to form a new time series, from which some energy parameters can be extracted by time-domain analysis. The target signal is detected by wavelet neural network. The effectiveness of the method is verified by a typical radio fuze signals with different Signal-to-Noise Ratio (SNR). The experimental results show that SNR processed by the method can reach - 7 dB.

**Key words** wavelet transform (WT), radio fuze, feature extraction, neural network

传统无线电引信利用回波多普勒信号的幅值和增幅速率等特征进行特征提取和目标识别, 这种基于时域的方法提取特征稳定性差. 要求信噪比高, 越来越不适合现代战争日趋复杂的电磁环境. 近年来, 随着小波理论的发展以及其特有的时频局部特性等诸多优点, 使其在特征提取、故障诊断及去噪等诸多领域得到了广泛应用<sup>[1-3]</sup>. 小波变换像变焦显微镜一样可以聚焦到我们感兴趣的时频域, 克服了传统的傅里叶变换将时域的变化映射到整个频域的缺陷, 因而小波变换本质上适合非平稳信号, 可以锁定信号奇异点, 而无线电引信回波信号属于强非平稳信号, 其中奇异点则蕴含干扰机开机等信息<sup>[4-7]</sup>. 鉴于此, 小波变换应用于无线电引信则会更深刻揭示回波信号本质, 提高引信效能. 本文针对不同信噪比情况下的某典型无线电引信回波信号, 利用小波分解, 提取在不同频带内信号能量作为特征, 分类器采用小波神经网络对目标进行检测. 实验结果表明, 该方法能有效识别目标, 提高运算速度.

1 传统小波变换信号特征提取方法

假设  $A/D$  对信号进行采样得到一组数据, 以 3 层小波分解为例, 说明信号特征提取方法如下:

(1) 对某一次采样得到的信号  $s$  进行 3 层小波分解, 分别提取从低频到高频各频率段的小波系数  $c_3$ 、 $d_3$ 、 $d_2$ 、 $d_1$ .

(2) 对小波分解系数重构, 提取各频带范围的信号, 记  $s_0$ 、 $s_1$ 、 $s_2$ 、 $s_3$  分别表示  $c_3$ 、 $d_3$ 、 $d_2$ 、 $d_1$  的重构信号. 则信号  $s$  可表示为:

$$s = s_0 + s_1 + s_2 + s_3, \tag{1}$$

收稿日期: 2010-01-20  
基金项目: 南京邮电大学引进人才科研启动基金 (NY207024).  
通讯联系人: 单剑锋, 博士, 副教授, 研究方向: 智能信息处理. E-mail: shanjf@njpt.edu.cn

其中,  $s_0, s_1, s_2, s_3$  所表示的频率范围如表 1 所示. 其中的频率为归一化频率, 即 1 对对应于这组信号最高频率.

(3) 求各频带信号的总能量, 设信号  $s_j (j = 0, 1, 2, 3)$  对应的能量为  $E_j (j = 0, 1, 2, 3)$ , 定义:

$$E_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left( s_j(k) - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n s_j(k) \right)^2, \tag{2}$$

式中,  $s_j(k), k = 1, 2, \dots, n$  表示重构信号  $s_j$  的  $n$  个离散点的幅值.

(4) 以能量为元素, 构造特征向量如下:

$$X = (E_0, E_1, E_2, E_3). \tag{3}$$

## 2 目标信号特征提取方法

对于多普勒无线电引信混频器输出信号, 由于目标多普勒信号集中于该信号的低频部分, 通常低于带外闭锁通道截止频率的一半, 因此, 提取目标信号特征只需关注带外闭锁通道截止频率一半以下的特征. 同上节, 以 3 层小波分解为例, 剔除闭锁频率一半以上小波系数  $d_b$ , 即只提取小波系数  $c_3, d_3, d_2$ , 用其所代表频带的能量作特征, 构造特征向量如下:  $X = (E_0, E_1, E_2)$ .

根据小波变换理论, 尽管提取部分小波系数不能准确恢复原信号, 但对于多普勒无线电引信目标识别问题并不需要恢复原信号, 只须准确有效提取目标信号特征进行识别. 由于弹目交汇时间很短, 因而算法的实时性显得尤为重要, 在有效的小波分解层次下降低了特征维数, 提高了多普勒无线电引信的实时性.

## 3 小波神经网络

小波神经网络 (wavelet neural networks) 是建立在小波理论基础上的的一种新型神经网络模型. 通常用小波基函数作为神经网络的激励函数. 小波神经网络兼容了小波与神经网络的优越性, 一方面, 充分利用小波变换的时-频局部化特性; 另一方面, 发挥神经网络的自学习功能, 从而具有较强的逼近与容错能力<sup>[8-10]</sup>. 在信号分类识别中, 小波空间可作为信号分类的特征空间, 而信号特征的提取则是通过一组小波函数族与输入信号的矢量内积输入到神经网络分类器来实现. 本文小波神经网络如图 1 所示, 输入层、隐层、输出层的节点数分别是  $I, J, K$ .

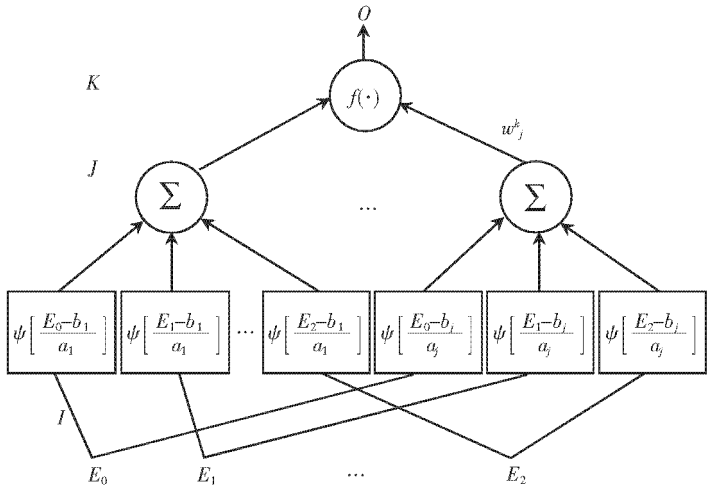


图 1 小波神经网络结构  
Fig.1 The structure of the wavelet neural network

隐层的权值取为小波基函数, 由于本研究属于模式识别问题, 不需要重构信号, 小波基函数不需要满足正交性, 经过理论分析和仿真, 本文采用 Morlet 母小波, 该小波是余弦调制的高斯波, 时频域同时分辨率高. 表达式如下:

$$\phi(t) = e^{-t^2/2} \cos 2t. \tag{4}$$

输出层激励函数是 Sigmoid 函数, 即:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \tag{5}$$

输出层第  $k$  个节点输出为:

$$O_k = f(x_k) = f\left[\sum_{j=1}^J W_{kj} \sum_{i=1}^I P_n(i) \Phi\left(\frac{t-b_j}{a_j}\right)\right]. \tag{6}$$

其中,  $P_n(i)$  为网络输入, 实际对应  $E_0, E_1, E_2$ .

设共有  $N$  组样本参加训练, 网络参数  $w_j, b_j, a_j$  可用下式优化:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (d_n - O_k)^2, \tag{7}$$

式中,  $d_n$  是输入信号  $p_n$  的理想输出. 令:  $t^* = (t - b_j) / a_j$

$$f'(x) = \frac{\partial f(x)}{\partial x} = f(x) [1 - f(x)]. \tag{8}$$

根据链式法则分别求出  $E$  的梯度  $\partial E / \partial w_{kj}, \partial E / \partial b_j, \partial E / \partial a_j$ .

$$\begin{aligned} \partial E / \partial w_{kj} &= - \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^I (d_n - O_k) f'(x) p_n(i) \cos 2t^* e^{-t^{*2/2}}, \\ \partial E / \partial b_j &= - \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^I (d_n - O_k) \left[ f'(x) p_n(i) w_j \left( 2 \sin 2t^* e^{-t^{*2/2}} \cdot \frac{1}{a_j} + \cos 2t^* \cdot \frac{t^*}{a_j} e^{-t^{*2/2}} \right) \right], \\ \partial E / \partial a_j &= - \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^I (d_n - O_k) \left[ f'(x) p_n(i) w_j \left( -2 \sin 2t^* e^{-t^{*2/2}} \cdot \frac{1}{a_j} - \cos t^* \cdot \frac{t^*}{a_j} e^{-t^{*2/2}} \right) \right] (t - b_j). \end{aligned} \tag{9}$$

采用共轭梯度法最小化  $E$ , 注意初始参数如初始权值等的选取, 保证小波神经网络最终收敛, 反复迭代, 直至  $E$  小于设定的允许误差, 结束神经网络学习.

事实上,  $a_j, b_j$  为小波函数的尺度和平移, 针对目标识别问题, 小波神经网络的训练是在不断调整与目标信号更加匹配的  $a_j, b_j$  参数, 蕴含了与目标的姿态和距离相匹配.

将上节由小波变换提取的特征量  $X$  进行归一化后作为小波神经网络的输入量. 输出层的节点数取为 1; 当有目标信号时, 取节点值为 1; 无目标信号时, 取为 0.

4 仿真与讨论

取某种典型引信, 其典型有效作用域为: 由引信作用距离确定的多普勒信号增幅速率范围是 0.1~0.6 V/s, 多普勒信号频带为 100~500 Hz, 带外闭锁通道截止频率为 1000 Hz. 该引信的典型目标信号曲线如图 2 所示.

模拟背景噪声为高斯白噪声进入带外闭锁通道截止频率内的噪声, 模拟 100 次背景信号和 100 次信噪比由小到大的目标和背景噪声的混合信号, 对其进行 3 层小波分解提取各频带的归一化能量作为输入矢量训练小波神经网络, 因此小波神经网络输入节点数为 3, 输出层节点为 1. 根据经验判断最佳隐层神经元个数介于 4~10, 当学习率分别为 0.9, 0.8, 0.7, 0.6, 隐层神经元个数分别为 10, 8, 6, 4 个, 训练最小均方误差为 0.001 时, 对网络进行训练, 在信噪比 SNR = -6.1683 dB 情况下达到收敛所需要的训练次数如表 2 所示.

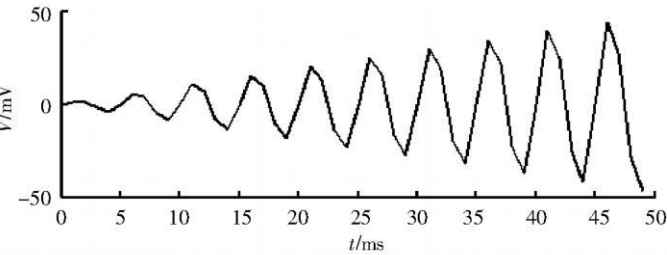


图 2 目标信号

Fig.2 The target signal

表 2 网络达到收敛需要的训练次数

Table 2 The training times of network convergence

学习速率	隐层神经元			
	10	8	6	4
0.9	1 579	1 475	2 476	1 394
0.8	852	637	789	978
0.7	1 458	1 397	1 858	1 147
0.6	1 578	1 485	1 523	1 438

通过表 2 可以得知, 当隐层神经元个数取值为 8, 学习率为 0.8 时, 网络达到收敛所需要训练次数最小, 即收敛速度最快, 因此将此值作为该信噪比下的最佳网络收敛参数. 其他信噪比情况下的网络参数也

可以用同样的方法确定.

同样模拟 50 次背景信号和 50 次信噪比由小到大的目标和背景噪声的混合信号检验小波神经网络, 目标和背景噪声的混合信号的一次模拟曲线如图 3 所示. 信噪比  $SNR = -6.1683\text{ dB}$ .

在不同信噪比情况下, 小波神经网络检测结果如表 3 所示.

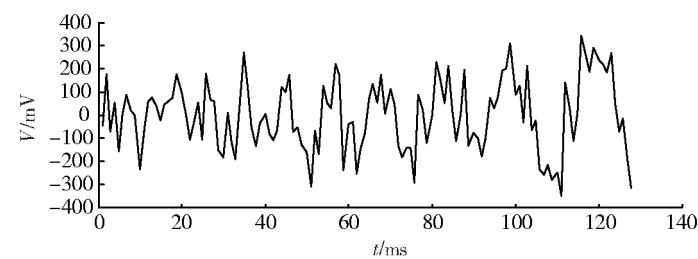


图 3 接收信号

Fig.3 The received signal

表 3 不同信噪比的目标信号检测结果

Table 3 Tested result of target signals with different SNR

信噪比 /dB	检测率 /%	虚警率 /%
- 4.137 6	100	0
- 6.168 3	100	0
- 7.156 2	98	0
- 9.369 1	90	3
- 11.269 3	81	11

小波神经网络输出由 0 变为 1 时, 就是检测到目标的时刻. 实验结果表明该方法处理信号信噪比达  $-7\text{ dB}$  而传统无线电引信利用回波多普勒信号的幅值和增幅速率等特征进行特征提取和目标识别, 要求信噪比  $0\text{ dB}$  以上.

事实上, 基于小波的神经网络, 其结构类似于径向基函数 (RBF) 网络, 但它提供了一个特殊的有效函数表示, 同时保持了 RBF 网络的大多数优点. 理论分析与仿真表明, 相同条件下其检测性能和收敛速度优于反向传播 (BP) 网络和径向基函数 (RBF) 网络.

5 结语

本文将小波变换与神经网络方法应用于无线电引信信号特征提取和识别, 在传统小波变换信号特征提取方法基础上根据引信信号特点提出了更简洁的特征提取方法, 提取在不同频带内信号能量作为特征, 然后用小波神经网络方法对目标进行检测, 实验结果表明, 本文方法优于传统无线电引信信号识别方法.

[参考文献] (References)

[1] Etan adi A H, Sanaye-Pasand M. High-impedance fault detection using multi-resolution signal decomposition and adaptive neural fuzzy inference system [J]. IET Gener Transm Distrib, 2008, 2(1): 110-118

[2] Serhat Seker, Emine Ayaz. Feature extraction related to bearing damage in electric motors by wavelet analysis [J]. Journal of the Franklin Institute, 2003, 340(2): 125-134

[3] Khan M A SK, Azizur Rahman M. Development and implementation of a novel fault diagnostic and protection technique for PM motor drives [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(1): 85-92

[4] Ioannis P Tsoumas, George Georgoulas, Epanonondas Dimitrakas, et al. Asynchronous machine rotor fault diagnosis technique using complex wavelets [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2008, 23(2): 444-459

[5] Barkat B, Boashash B. A high-resolution quadratic time-frequency distribution for multicomponent signals analysis [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 49: 2232-2239

[6] Inaki Romero, Neil R. T-wave alternans found in pre-ventricular tachyarrhythmias in CCU patients using a wavelet transform-based methodology [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008, 55(11): 2658-2665

[7] Wang Yongjin, Guan Ling. Recognizing human emotional state from audiovisual signals [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2008, 10(4): 659-668

[8] Avci E. Performance comparison of wavelet families for analog modulation classification using expert discrete wavelet neural network system [J]. Expert Systems With Applications, 2007, 33(1): 23-35

[9] Avci E, Turkoglu I, Poyraz M. Intelligent target recognition based on wavelet packet neural network [J]. Experts Systems With Applications, 2005, 29(1): 175-182

[10] Avci E, Avci D. The performance comparison of discrete wavelet neural network and discrete wavelet adaptive network based fuzzy inference system for digital modulation recognition [J]. Expert Systems With Applications, 2007, 35(1): 90-101

[责任编辑: 刘健]