

基于多级小波神经网络的毒品爆炸物能量色散识别^①

杨波^{1,2} 康南生¹ 王辉^{1,2} (1.中国科学院合肥智能机械研究所 安徽合肥 230031;
2.中国科学技术大学自动化系 安徽合肥 230027)

摘要: 利用小波神经网络自适应学习分类的优点,提出将多个小波神经网络并联使用,改进小波网络结构,在每个小波特征空间中确定小波神经元个数和初始化合适的小波基,用多级小波神经网络对毒品爆炸物的X光能量色散进行了识别分类。实验表明,用多级小波神经网络可以实现对不同种类毒品爆炸物的识别和鉴定,为X光能量色散技术用于毒品爆炸物的检测和识别提供了一种有效的方法。

关键词: 多级小波神经网络; 毒品爆炸物; 能量色散; 光谱识别

Identification of Drugs and Explosives in Energy Spectrum Based on Multiple Wavelet Neural Networks

YANG Bo^{1,2}, KANG Nan-Sheng¹, WANG Hui^{1,2}

(1. Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Science, Hefei 230031, China;

2. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: Taking advantage of adaptive learning classification of wavelet neural networks, this paper proposes multiple wavelet neural networks used in parallel to improve the wavelet network structure. It also determines the number of wavelet neuron and the appropriate initialization wavelet in each wavelet feature space. The X-ray energy spectrum of drugs and explosives are identified by multiple wavelet neural network. Experiments show that the identification of different types of drugs and explosives can be achieved by multiple wavelet neural network, which provides an effective method for the technology of X-ray energy dispersive used in detection and identification of drugs and explosives.

Keywords: multiple wavelet neural network; drugs and explosives; energy scattering; spectrum identification

1 引言

毒品爆炸物对个人和社会都有极为严重的危害,如何在火车站、海港和飞机场等重要通道处快速准确的识别出毒品爆炸物已迫在眉睫。利用人工神经网络算法来识别毒品类别的太赫兹光谱技术已得到应用^[1],但其算法学习速度比较慢,并且不能保证解的唯一性,有可能是局部极小值,这些局限性都将有可能导致网络训练的失败,从而使其识别率不是很高。本文利用多小波神经网络和X光能量色散技术相结合的方法来识别

毒品爆炸物,并达到了良好的识别效果。

小波神经网络是 Zhang Q H^[2]等人提出的一类新型机器学习方法,是以小波函数为神经元激活函数的小波网络,它是把小波变换与神经网络有机地结合起来,充分继承了两者的优点。由于小波神经网络出色的学习性能,使其在很多领域都得到了成功的应用。

由于单个小波神经网络在小波特征空间中只确定一组适合的小波基,采用多个小波神经网络并联使用,可以根据物质的类别分别确定其对应的小波基,进一

^① 基金项目:国家自然科学基金(10635070)

收稿时间:2009-09-23;收到修改稿时间:2009-11-09

步完善了小波空间。本文使用能量色散型 X 射线衍射仪进行毒品爆炸物检测, 利用小波多尺度分解和 SVD 奇异值变换^[3]提取特征数据, 经实验发现, 用基于多小波神经网络的能量色散技术可以应用于毒品爆炸物的识别。

2 多级小波神经网络建立

2.1 小波神经网络算法

小波神经网络^[4]是小波分析理论与神经网络理论相结合的产物, 是将常规神经网络的隐层节点激励函数用小波函数来代替, 相应的输入层到隐层的权值及隐层阈值分别由小波函数的尺度和平移参数所代替。

小波函数是由一个满足条件的函数通过平移和伸缩而产生的函数族,

$$h(a,b,t) = |a|^{-1/2} h\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

式中, $h(t)$ 为母小波, $|a|^{-1/2}$ 为归一化系数, a, b 分别为 $h(a,b,t)$ 的尺度和平移参数。

在分类识别中, 小波空间作为多物质类别的特征空间, 网络特征输出则是通过将一组小波基与信号向量的内积进行加权来实现。这里网络输出为

$$v_n = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J w_{ij} \sum_{t=1}^T f_n(t) h\left(\frac{t-b_i}{a_i}\right) \quad (2)$$

(2) 式中, v_n 是第 n 次训练信号的特征数据 $f_n(t)$ 的输出, a_i, b_i 分别为 morlet 小波基的平移因子和伸缩因子, I 为小波基个数, T 是输入结点数, J 是输出点个数, w_{ij} 为隐层第 i 个神经元到输出层第 j 个神经元的连接权, $h\left(\frac{t-b_i}{a_i}\right)$ 为隐层第 i 个神经元的小波基函数。与之对应的单个小波网络结构如图 1 所示。

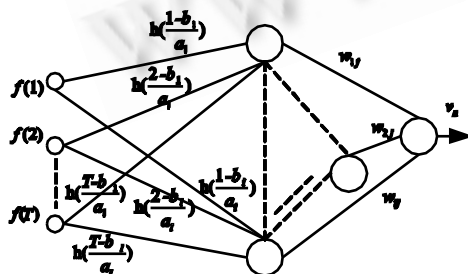


图 1 小波网络结构

图 1 中的网络参数可用式(3)所述最小均方误差量函数进行优化:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (d_n - v_n)^2 \quad (3)$$

其中 d_n 是信号 $f_n(t)$ 的期望输出。

若令 $t' = (t - b_i) / a_i$, 分别对 w_{ij}, a_i, b_i 求偏微分, 则 E 的梯度分量为:

$$g(w_{ij}) = \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (d_n - v_n) f_n(t) \cos(1.75t') \exp(-t'^2/2) \quad (4)$$

$$g(b_i) = \frac{\partial E}{\partial b_i} = -\sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (d_n - v_n) f_n(t) W_{ij} \cdot \left[1.75 \sin(1.75t') \exp(-t'^2/2) t' + \cos(1.75t') \exp(-t'^2/2) \right] / a_i \quad (5)$$

$$g(a_i) = \frac{\partial E}{\partial a_i} = -\sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (d_n - v_n) f_n(t) W_{ij} \cdot \left[1.75 \sin(1.75t') \exp(-t'^2/2) t' + \cos(1.75t') \exp(-t'^2/2) t'^2 \right] / a_i = t' g(b_i) \quad (6)$$

而后采用共轭梯度法来优化网络参数, 每次循环时, 分别调节网络参数 w_{ij}, a_i 和 b_i , 直到小于设定误差或循环结束为止。

2.2 神经元个数的确定和网络参数初始化

小波网络是基于单隐层的结构形式, 小波网络的结构确定也就是确定其隐层的节点数, 而隐层节点数过多或过少, 都将使样本的学习得不到好的结果, 所以在单个小波神经网络在设计时, 必须根据它所对应类别的时频特性, 确定小波神经元个数以及尺度参数和位移参数的初值。

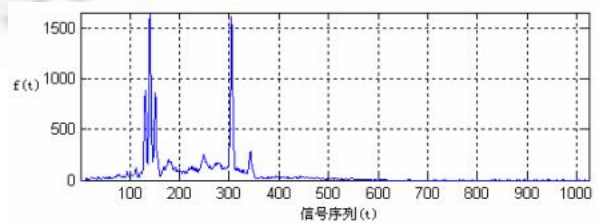


图 2(a) 海洛因的能谱信号图

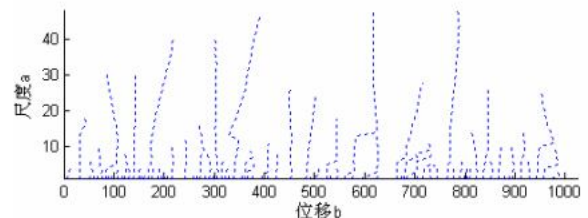


图 2(b) 尺度空间的所有小波脊线

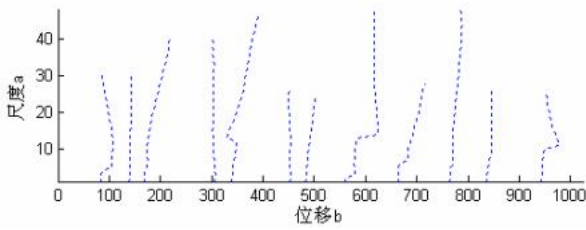


图 2(c) 修理后的小波脊线图

图 2(a)为海洛因的能谱信号图，将信号 $f(t)$ 作为小波网络的输入，则该网络的神经元个数、尺度参数以及位移参数初值的确定过程^[5]为：首先对输入信号进行小波变换，得到小波系数投影，而后搜索各尺度下的模极大值点，连接相邻尺度、相邻位置处的模极大值，得到图 2(b)所示的尺度空间的所有小波脊线^[6,7]，此图中共显示出 56 条小波脊线。由于噪声等因素产生的局部极大值点，这些极大值点只出现在小尺度范围内，随着尺度增加会很快消失，所以设置尺度阈值为 20，对小波脊线图进行修理后得到 12 条小波脊线，如图 2(c)所示。于是确定了小波神经元的个数为 12，同时得到其相应的尺度和位移因子的初值为 $a=30, b=40$ 。

利用同样的方法得到冰毒和 TNT 的小波神经元个数以及尺度和位移因子的初值，如表 1 所示：

表 1 三种物质各项参数对照表

	海洛因	冰毒	TNT
小波神经元个数	12	8	7
初始化尺度参数	30	35	40
初始化位移参数	140	250	310

2.3 多级小波神经网络的结构

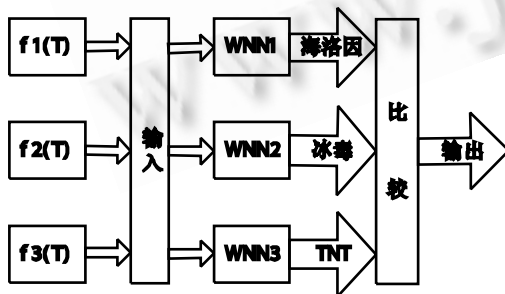


图 3 多级小波神经网络结构图

多级小波神经网络的结构如图 3 所示。图中所示 $f(T)$ 是待测物质的特征数据，WNN1, WNN2 和 WNN3 分别负责海洛因，冰毒和 TNT 的识别，将每个子网的

输出送入比较层，得到与期望输出最接近的值，而待识别的样本属于输出此值的子网所对应的类别。

3 实验结果及分析

3.1 实验过程

取样品海洛因 10mg、冰毒 10mg 和 TNT 10mg，分别做能量色散实验。实验中选取 4,5,7.5,10° 较低扫描角度，每个角度扫描时间：10min。能量色散装置有以下关键设备：

X 射线发生器，靶极：Cu 靶、管电压：50kV、管电流：100mA；

小角散射测角仪：Rigaku 公司的 2203E5 型；

能谱探测器：Amptek 公司 XR100 硅探测器、Amptek PX4 数字脉冲处理器和 MCA8000A 能谱获取软件。

实验软件部分主要采用 matlab 软件编程完成对去噪后的能谱信号进行分类识别，流程图 4 所示：

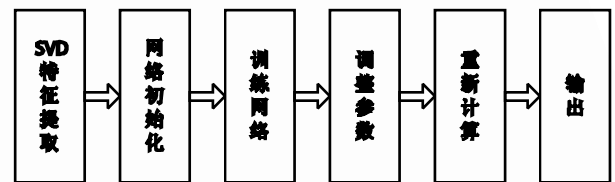


图 4 算法流程图

3.2 实验结果与讨论

实验将所得到的信号谱线分为训练样本和测试样本，即对海洛因，冰毒，和 TNT 能谱信号分别取 20 条光谱图作为训练样本，5 条作为测试样本。对样本集进行归一化处理，输出的期望值设为 1.0，当训练样本达到了期望的误差后，确定训练网络中的参数以及权重，多小波网络开始固定，分别通过测试样本来识别。表 2 为 60 条训练样本通过三种网络得到的平均训练次数以及 15 条测试样本的平均输出误差和平均识别率。

表 2 三种算法结果对照表

	平均 训练次数	平均 输出误差	平均 识别率
人工神经网络	85	0.108	78%
小波神经网络	40	0.075	88%
多级小波神经网络	25	0.048	92%

(下转第 152 页)

由此可见,在相同的训练样本下,多个小波神经网络具有较快的训练速度和较好的训练效果和识别分辨率。

4 结论

本文通过多级小波神经网络算法将多类毒品爆炸物信号识别的任务分解到多个子网络中同时进行,减少了识别时间,将奇异值分解和小波的多尺度分析结合起来进行特征提取,保证了特征信息的准确性。通过信号连续小波变换后,由信号的模极大值得到小波脊线的条数确定小波神经元的个数,固定了小波网络;同时网络中参数初始化方法比随机的初始化经过较少的训练次数,从而加快训练速度,提高网络的识别分辨率。

参考文献

1 李微微,冯瑞姝.人工神经网络对爆炸物太赫兹光谱的识别.光学学报,2009,29:6-269.

2 Zhang QH, Benveniste A. Wavelet networks. IEEE Trans Neural Network. 1992,3(6):889-898.

3 周雷,席泽敏.基于奇异值分解和小波变换的特征提取.装备制造技术,2008,5:5-39.

4 何正友,钱清泉.小波神经网络改进结构及其学习算法.西南交通大学学报,1999,34(4):436-440.

5 Mallat S, Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges. IEEE Trans PAM I,1992,14(7):710-732.

6 Carmona R. Characterization of signals by the ridges of their wavelet transforms. IEEE Trans on Signal Processing,1997,SP-49(10),2586-2590.

7 Licheng Jiao. Multiwavelet Neural Network and Its Approximation Properties. IEEE Trans on Neural Networks, 2001,9:1060-1066.

8 张晓东,王桥.用于信号特征提取和重建的脊提取算法.电子与信息学报,2003,25(7):878-883.