

文章编号 1004-924X(2015)增-0807-08

基于小波包和 BP 神经网络的 周界入侵防御系统目标识别

周求湛*, 王聪香, 李亚强
(吉林大学 通信工程学院吉林 长春 130022)

摘要:在周界入侵防御系统中地面目标产生的地震动信号较为微弱,因此在进行目标识别时需对目标信号进行特征提取。本文研究了基于小波包和 BP 神经网络的周界入侵防御系统目标识别方法。首先,使用小波去噪对前端探测器采集到的目标运动信号进行信号预处理,通过小波包分析将信号进行分解重构,对重构后的信号进行特征提取获得目标信号的特征向量。然后,将目标特征向量作为 BP 神经网络的输入,对各种类型的目标特征进行学习训练。最后,应用训练完成的网络对目标进行在线识别。提取地震检波器在 6 种距离下各 5 组共 30 组数据进行目标识别实验验证,结果显示,网络的实际输出向量和网络的期望输出向量是一致的,目标识别准确率达到 99% 左右。结果表明本方法可以有效识别周界入侵防御系统的各种目标。

关键词:入侵防御;目标识别;BP 神经网络;小波包;地震信号

中图分类号:P315.62;TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152313.0807

Target recognition of perimeter intrusion defense system based on wavelet packet and BP neural network

ZHOU Qiu-zhan*, WANG Cong-xiang, LI Ya-qiang

(College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022)

* Corresponding author, E-mail: zhouqz@jlu.edu.cn

Abstract: The seismic signals generated by recognizing targets in a perimeter intrusion defense system based on a seismometer are very weak and difficult to be directly identified. So the signal features of the targets need to be extracted before target identification. This paper presents a new method of target recognition based on wavelet packet analysis and BP neural networks. Firstly, target motion signals captured by a front detector were proposed by using wavelet denoising. Then, the signals were decomposed and reconstructed with wavelet packet analysis, and the feature values of reconstructed signals were extracted to construct feature vectors. Furthermore, the feature vectors were used as the inputs of the BP neural networks to carry on learning and training various types of target characteristics. Finally, the trained neural network were used to identify the targets on-line. Recognition result for 30 groups of data from the seismometer (6 kinds of distance, 5 sets) shows that the desired output vector of the network and the actual output vector of the network is consistent, and the target recog-

收稿日期:2015-06-19;修订日期:2015-07-07.

基金项目:装后面上项目 * * 003

nitiation accuracy reaches to 99%. It concludes that this method can effectively identify the target of perimeter intrusion defense systems.

Key words: intrusion defense; target recognition; BP neural network; wavelet packet; seismic signal

1 引言

目前常用的周界入侵防御系统的探测传感器主要有声、地震动、被动红外、磁、电、视频等传感器,但是由于很多物理量容易受外界环境的影响,导致上述传感器系统的性能难以达到较高要求^[1-2]。地震检波器由于具有受多普勒效应和环境影响最小的优势,因此被广泛应用于周界入侵防御系统中^[2]。地面目标的地震动信号是目标识别的关键,但是地面目标产生的地震动信号较为微弱,直接识别比较困难,因此进行目标识别时需对目标信号进行特征提取。目标信号的特征提取即为将信号变换到不同变换域上,提取出其在该变换域上能够反映其本质特性的信息,进而将该信息作为目标识别及分类的依据,因此需要提取的目标特征信息必须具有足够高的代表性、典型性和稳定性^[3]。现有的目标识别算法大多为对提取后的目标特征信息进行人工分辨,本文采用神经网络对提取的目标特征信息进行识别分类^[4]。小波包分析可以将信号特定位置特定频率的成分提取出来进行分析,因此具有较强的局部化分析能力;BP 神经网络可通过训练将期望输出向量与实际输出向量误差降到最低^[5]。将二者融合在一起可发挥其各自的优势,因此本文使用二者组合算法,在获得前端探测传感器采集到的目标运动信号后,首先使用小波去噪进行信号预处理,再通过小波包分析将信号进行分解重构,对重构后的信号进行特征提取获得目标信号的特征向量;然后将目标特征向量作为 BP 神经网络的输入,对各种类型的目标特征进行学习训练;最后应用训练完成的网络对目标进行在线识别。

2 周界入侵防御系统介绍

周界入侵防御系统主要由前端探测单元、数据采集部分和计算机等组成。该系统的基本工作原理为:通过前端探测单元的地震检波器测量振动信号,用模拟数据采集卡采集其输出信号(模拟

电压信号),接着,计算机软件对前端探测单元采集到的信号进行显示、存储,然后利用小波包分析进行特征提取,并对特征值进行归一化处理得到特征向量;最后使用归一化后的特征向量作为 BP 神经网络的输入进行目标识别。

系统使用 JF-20DX-10 Hz 地震检波器作为前端探测单元,如图 1 所示。为了更好地进行对比试验,使用 3 只 JF-20DX-10Hz 地震检波器,编号分别为 JF1、JF2、JF3 的 3 只检波器间隔 5 m 呈一字型布置,具体布置如图 2 所示。建坐标的主要作用是标定各传感器间的相对位置关系,以及方便测量产生震动信号的地面目标的位置。图中 x 坐标轴代表水平方向, y 坐标轴代表垂直方向。由于本系统需实时对目标进行识别,过大的数据量会增加数据处理时间,导致系统实时性降



图 1 JF-20DX-10Hz 地震检波器
Fig. 1 JF-20DX-10Hz seismometer

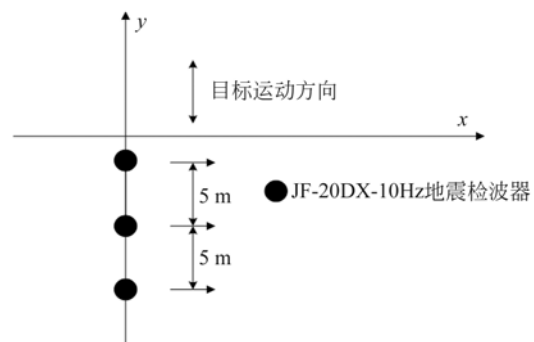


图 2 前端探测单元检波器布置图
Fig. 2 Layout of detectors in front-end detection unit

低,因此本文设置信号采样率为 1 000 Hz,采样时间为 4 s,在保证足够数据量的情况下尽量提高数据处理的速度。

3 周界入侵防御系统目标识别算法模型

图 3 为目标识别算法模型图。在获得前端探测传感器采集到的目标运动信号后,首先使用小波去噪进行信号预处理,通过小波包分析将信号进行分解重构,对重构后的信号进行特征提取获得目标信号的特征向量;然后将目标特征向量作为 BP 神经网络的输入,对各种类型的目标特征进行学习训练,最后应用训练完成的网络对目标进行在线识别。

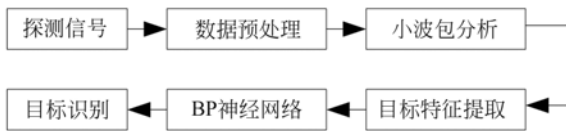


图 3 目标识别算法模型流程图

Fig. 3 Flowchart of target recognition algorithm model

3.1 基于小波包分析的目标信号特征提取

对目标信号进行特征提取的步骤如下^[6-7]:

(1)以 S 表示前端探测单元采集到的目标信号,对信号进行 N 层小波包分解, (i, j) 表示第 i 层的第 j 个节点,其中, $i = 0, 1, 2 \dots N, j = 0, 1, 2 \dots 2^N - 1, X_{ij}$ 为第 i 层的第 j 个频带的小波包分解系数。

(2)选取分解后的 2^N 个终端节点对信号进行重构,若令 S_{ij} 为 X_{ij} 的重构信号,则目标信号经过重构后的表达式为:

$$S = S_0 + S_{i1} + S_{i2} + \dots + S_{i(2^N-2)} + S_{i(2^N-1)}. \quad (1)$$

(3)令 S_{ij} 的能量为 E_{ij} ,则可得:

$$E_{ij} = \int |S_{ij}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2, \quad (2)$$

式中 $x_{jk} (j = 0, 1, 2 \dots 2^N - 1, k = 1, 2, \dots, n)$ 为 S_{ij} 的各个分量幅值。

(4)由式(2)可得到 $2^N - 1$ 个能量值,将其合并为一个特征向量 T ,即:

$$T = [E_{i0}, E_{i1}, E_{i2}, \dots, E_{i(2^N-1)}]. \quad (3)$$

因为地震动信号与地震条件还有其他外部环境关系很大,而不同的目标类型产生的能量数值波动又很大,如果不做归一化处理,会导致网络训练输入数据源之间的数值相差过大,进而影响隐层权值的调整及网络误差的计算速度。而对网络进行归一化处理即可保证网络输入数值之间的差值不超过 1,又能在提高训练速度的同时降低误差。本文对 T 进行归一化处理,因此令总能量 E 为:

$$E = \left(\sum_{j=0}^{2^N-1} |E_{ij}|^2 \right)^{1/2}, \quad (4)$$

$$T' = T/E = [E_{i0}/E, E_{i1}/E, E_{i2}/E, \dots, E_{i(2^N-1)}/E], \quad (5)$$

式中: T' 为归一化后的特征向量。

3.2 基于 BP 神经网络的目标识别

基于 BP 神经网络的目标识别算法由网络构建、网络训练、网络分类组成,算法的具体流程如图 4 所示^[8-10]。

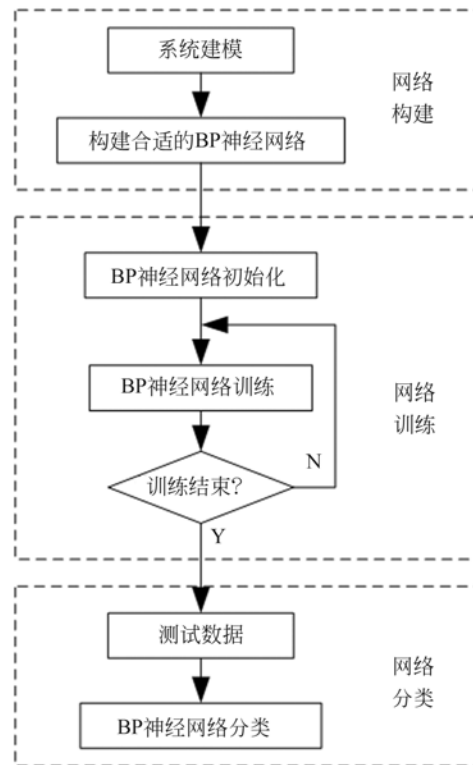


图 4 基于 BP 网络的目标识别算法流程图

Fig. 4 Flowchart of target recognition algorithm based on BP network

(1)网络构建

输入层设计:使用目标信号特征提取到的特

征向量作为网络输入,输入个数为 2^N , N 为小波包分解的层数。

输出层设计:本文需要识别无目标运动、单人走动、多人随意走动、多人齐步走动和车辆运动共 5 种周界安全状态,设输出向量为 $Y = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5]^T$, 且 y_i 取值为 0 或者 1。规定输出向量为:无目标运动(1,0,0,0,0),单人走动(0,1,0,0,0),多人随意走动(0,0,1,0,0),多人齐步走动(0,0,0,1,0),车辆运动(0,0,0,0,1)。

隐层设计:隐层的节点个数由经验公式 $l = \sqrt{m+n} + \alpha$ 确定,其中 n 、 m 分别为输入输出层的个数,且 $\alpha \in [1,10]$ [8,11]。

(2) 网络训练

BP 神经网络的训练流程如图 5 所示,首先根据应用类型确定输入层、隐层、输出层的个数,同时确定网络期望输出及权值初始值;然后计算隐层和输出层的输出,将实际输出向量与期望输出向量比对来计算网络误差 ϵ ;最后根据误差对各个节点的权值进行调整,如果误差在要求的范围内或者已达到最高的训练次数,则结束网络训练。为了提高网络训练的速率和精度,网络权值的初始值取 $(-1,1)$ 间的随机数 [9-10]。图中, w_{ij} 和 w_{jk} 为连接权值, w_{ij} 表示输入层与隐层之间的权值, w_{jk} 表示输出层与隐层之间的权值; $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, l$, $k = 1, 2, \dots, m$ 。

(3) 网络分类

经过训练后,BP 神经网络已可满足目标识别需求,可直接将信号特征提取后的特征向量输入到网络,即可完成目标的在线智能识别。

4 测试实验与结果

为了验证本系统的实际性能,本文进行了外场实验。实验自然环境为:微风、附近无明显的强干扰,将前端探测单元使用的 3 只地震检波器埋入平整地面下,并按照“一字型”排列。为了便于测定目标与探测传感器的距离,规定目标的运动方向与传感器的布置方向一致。下面对实验结果进行详细介绍。

4.1 目标信号的预处理

在进行外场实验时,外界环境会有很多未知的干扰(如图 6 所示),因此采集到的目标信号中包含有很多随机噪声,因此在对信号进行处理之

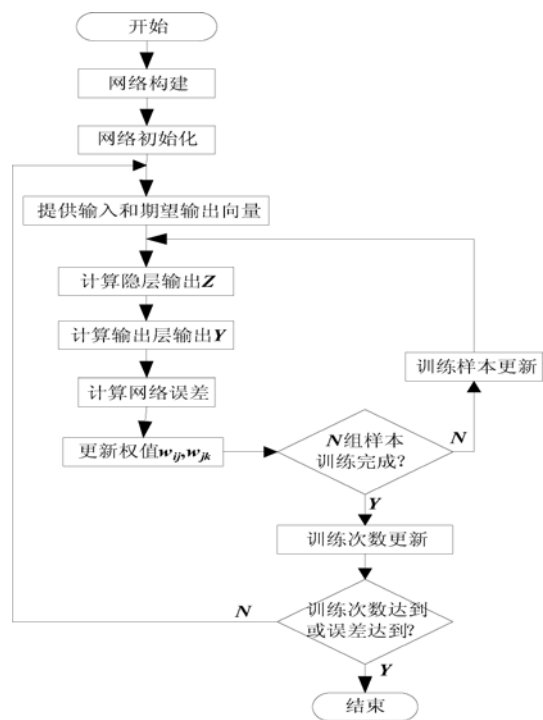


图 5 BP 神经网络训练流程图

Fig. 5 Flowchart of BP neural network training

前需进行预处理。本文使用小波去噪法进行目标信号预处理,采用 4 层小波分解,选用 db06 小波作为小波基。由于信号中包含的随机噪声很大一部分不是白噪声,因此采用多层 Stein 无偏风险估计(SURE)软阈值函数来确定阈值,在小波分解每一层对噪声的标准偏差进行独立估计,以期达到更好的效果。信号经过小波去噪后的波形如图 7 所示。

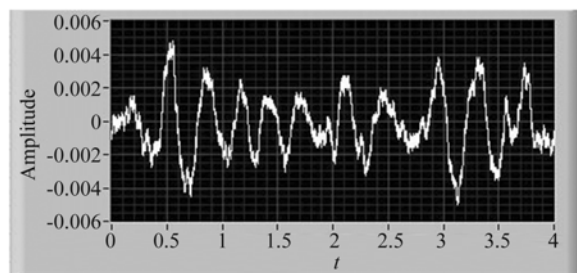


图 6 目标原始信号

Fig. 6 Original signal of objective

4.2 目标信号特征提取

本文采用 6 层小波包对目标信号进行分解,基函数选用 dmey 小波,这样目标信号就被分解成 64 个不同的频段,每个频段为 8 Hz,然后对信

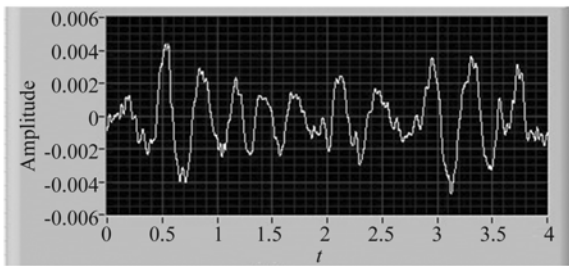


图 7 小波去噪后的信号

Fig. 7 Signal after wavelet denoising

号进行重构,计算各频段的能量,并对各频段的能量进行归一化处理,即可得到目标信号的 64 维特

征向量。但该维数过大,会导致构建的神经网络结构过于复杂,因此本文选取目标信号的前 32 个频段的归一化能量作为目标特征向量。

本文需要识别的目标类型为 6 种,分别为背景噪声(正常)、单人走动、多人齐步走动、多人随意走动、车辆运动。由于目标与传感器的距离会直接影响传感器的信号,本文记录了检波器在 6 种距离下(分别为 5、10、15、20、25、30 m)探测到的各类目标运动产生的信号。表 1 为 JF-20DX-10 Hz 地震检波器在距离为 5 m 下监测点 1 的目标特征向量。

表 1 JF-20DX-10Hz 地震检波器在 5m 下监测点 1 的目标特征向量

Tab. 1 Target feature vector of monitoring point 1 of JF-20DX-10Hz seismometer with 5 m distance

目标类型	正常	单人走动	多人齐步	多人随意	车辆
频段 1	0.001 546 03	7.98182E-05	0.101 881 585	0.000 462 462	0.003 234 438
频段 2	0.002 987 499	0.000 710 723	0.100 678 369	0.001 046 025	0.004 561 179
频段 3	0.380 742 755	0.451 984 472	0.573 961 803	0.689 454 312	0.318 192 984
频段 4	0.030 799 741	0.024 781 212	0.081 705 431	0.013 395 025	0.027 780 75
频段 5	0.344 996 808	0.098 006 489	0.099 038 729	0.142 582 385	0.349 099 196
频段 6	0.392 318 902	0.134 209 487	0.209 703 506	0.147 285 948	0.547 970 227
频段 7	0.414 426 361	0.476 843 759	0.678 828 325	0.518 908 756	0.475 230 024
频段 8	0.626 143 015	0.584 365 075	0.457 255 251	0.459 687 245	0.388 101 126
频段 9	0.026 514 017	0.003 102 599	0.000 145 128	0.000 688 624	0.004 809 997
频段 10	0.033 369 592	0.007 379 56	0.000 791 912	0.004 462 888	0.004 092 124
频段 11	0.020 299 78	0.013 379 102	0.002 124 906	0.009 393 573	0.075 095 681
频段 12	0.029 113 183	0.007 139 895	0.001 615 978	0.007 303 508	0.077 259 468
频段 13	0.069 934 918	0.017 076 645	0.019 479 54	0.017 272 925	0.151 766 51
频段 14	0.065 217 014	0.023 273 742	0.023 716 085	0.030 270 525	0.191 657 542
频段 15	0.024 855 895	0.013 815 022	0.007 064 465	0.011 326 609	0.016 326 332
频段 16	0.039 720 225	0.035 019 963	0.012 205 144	0.018 232 114	0.121 322 663
频段 17	0.001 136 49	4.05684E-06	9.67253E-07	3.10151E-05	0.002 735 67
频段 18	0.001 732 032	1.26014E-05	1.5595E-06	2.47777E-05	0.002 844 995
频段 19	0.004 007 879	4.05131E-05	1.52053E-05	2.40334E-05	0.002 658 09
频段 20	0.003 514 076	3.05845E-05	3.80662E-06	2.96788E-05	0.003 116 306
频段 21	0.010 029 141	0.000 203 482	4.88022E-05	8.27786E-05	0.001 270 709
频段 22	0.006 816 164	0.000 113 328	3.48029E-05	2.52862E-05	0.001 254 257
频段 23	0.007 951 197	5.85134E-05	1.53565E-05	1.55252E-05	0.001 398 195
频段 24	0.009 217 52	0.000 109 236	1.59074E-05	2.10418E-05	0.001 663 436
频段 25	0.014 820 534	0.011 943 919	0.001 410 811	0.003 177 12	0.054 258 821
频段 26	0.016 505 677	0.005 909 235	0.001 247 695	0.003 618 483	0.063 428 322
频段 27	0.013 865 659	0.001 621 173	0.000 191 246	0.000 623 463	0.007 312 471
频段 28	0.016 668 605	0.001 904 157	0.000 602 701	0.002 999 665	0.021 263 83
频段 29	0.014 128 358	0.000 123 374	9.79297E-05	7.0839E-05	0.001 227 898
频段 30	0.022 894 116	0.000 298 171	0.000 141 629	0.000 179 551	0.002 175 929
频段 31	0.019 477 597	0.000 800 098	0.000 234 504	0.000 649 318	0.001 964 561
频段 32	0.022 463 79	0.000 468 558	0.000 229 895	0.000 303823	0.002 279 211

4.3 BP 神经网络目标识别

本文前端探测单元使用两种类型的地震检波器各 3 只,每只检波器可通过特征提取得到一个 32 维的特征向量,因此 BP 神经网络的输入向量个数为 96。而本文需要识别的目标类型为 5 种,即 BP 神经网络的输出向量个数为 5,为了确保最大化利用输入数据源,通过经验公式计算得出,本文设置网络的隐层节点个数为 20,图 8 为 BP 神经网络的结构图。

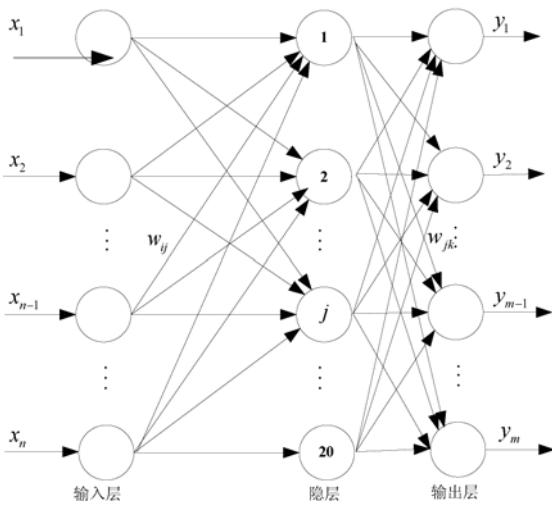


图 8 BP 神经网络结构图

Fig. 8 BP neural network structure

在确定网络结构后,应对网络进行训练。选取检波器在 6 种距离下的各 50 组共 300 组数据作为训练数据。为了验证训练网络的可靠性,对训练数据进行拆分,抽取 75% 的数据作为训练数据,其余 25% 的数据作为验证数据,验证数据的分类准确率如图 9 所示。由图 9 可知,训练的网络性能良好。

在完成网络训练后,即可使用训练好的网络进行目标识别,本文提取检波器在 6 种距离下各 5 组共 30 组数据进行目标识别,同时为了防止识别过程演变成查表过程,识别数据与训练数据不能相同。表 2 所示为 JF-20DX-10 Hz 地震检波器在 6 种距离下的识别结果对比表。由表 2 可知,网络的实际输出向量和网络的期望输出向量一致。这说明网络的预测结果是准确的,也进一步说明了本文训练完的网络具有很好的泛化能力,能准确地识别目标,准确率达到 99% 左右。

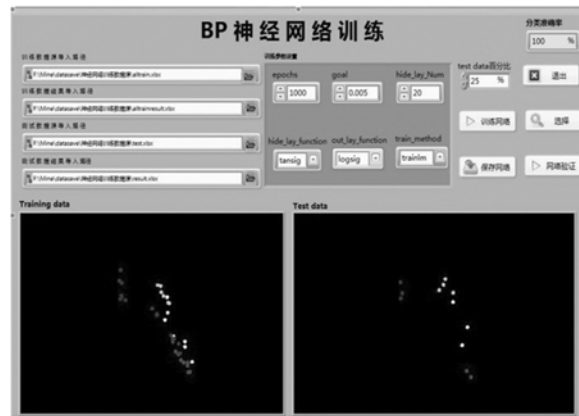


图 9 BP 神经网络训练界面

Fig. 9 Training interface of BP neural network

表 2 目标识别结果对比表

Tab. 2 Contrast table of target identification results

距离	期望输出	JF-20DX 地震检波器实际输出
5 m	(1,0,0,0,0)	0.981 3 0.002 8 0.022 0 0.029 0 0.028 2
	(0,1,0,0,0)	0.021 4 0.771 1 0.092 5 0.027 0 0.028 3
	(0,0,1,0,0)	0.002 9 0.098 8 0.898 3 0.006 2 0.202 8
	(0,0,0,1,0)	0.011 1 0.009 6 0.001 7 0.951 9 0.450 9
	(0,0,0,0,1)	0.060 2 0.036 1 0.002 1 0.021 0 0.816 1
10 m	(1,0,0,0,0)	0.997 4 0.006 9 0.065 7 0.010 7 0.003 5
	(0,1,0,0,0)	0.008 2 0.765 7 0.000 2 0.068 7 0.000 2
	(0,0,1,0,0)	0.016 7 0.119 5 0.665 5 0.125 1 0.165 5
	(0,0,0,1,0)	0.001 0 0.179 9 0.001 7 0.780 5 0.001 7
	(0,0,0,0,1)	0.015 4 0.053 3 0.179 9 0.052 9 0.852 0
15 m	(1,0,0,0,0)	0.999 9 0.000 5 0.000 3 0.003 5 0.000 3
	(0,1,0,0,0)	0.232 9 0.788 9 0.003 7 0.028 3 0.003 7
	(0,0,1,0,0)	0.104 8 0.009 0 0.810 3 0.234 9 0.001 0
	(0,0,0,1,0)	0.000 1 0.159 4 0.000 5 0.974 2 0.000 8
	(0,0,0,0,1)	0.000 3 0.001 2 0.000 8 0.114 3 0.921 9
20 m	(1,0,0,0,0)	0.977 9 0.003 9 0.000 1 0.129 3 0.008 3
	(0,1,0,0,0)	0.040 7 0.942 7 0.064 9 0.009 7 0.004 9
	(0,0,1,0,0)	0.002 4 0.011 3 0.946 3 0.041 4 0.046 3
	(0,0,0,1,0)	0.001 4 0.267 6 0.085 7 0.813 7 0.000 6
	(0,0,0,0,1)	0.218 5 0.001 0 0.001 4 0.007 7 0.760 0
25 m	(1,0,0,0,0)	0.934 4 0.035 3 0.029 6 0.036 9 0.000 4
	(0,1,0,0,0)	0.002 7 0.993 0 0.003 5 0.002 4 0.004 8
	(0,0,1,0,0)	0.002 4 0.009 1 0.870 6 0.133 8 0.106 6
	(0,0,0,1,0)	0.003 7 0.002 7 0.004 5 0.819 6 0.245 0
	(0,0,0,0,1)	0.013 7 0.202 6 0.000 5 0.001 6 0.856 1
30 m	(1,0,0,0,0)	0.997 4 0.097 5 0.059 9 0.010 5 0.059 9
	(0,1,0,0,0)	0.008 2 0.663 7 0.003 6 0.012 6 0.003 6
	(0,0,1,0,0)	0.016 7 0.106 5 0.920 7 0.105 2 0.106 5
	(0,0,0,1,0)	0.001 0 0.040 5 0.136 2 0.890 0 0.136 2
	(0,0,0,0,1)	0.015 4 0.027 7 0.007 2 0.025 5 0.724 4

5 结 论

本文提出了一种基于小波包和 BP 神经网络的周界入侵防御系统目标识别算法。在获得前端探测传感器采集到的目标运动信号后,首先使用小波去噪进行信号预处理,通过小波包分析将信

号进行分解重构,对重构后的信号进行特征提取获得目标信号的特征向量;然后将目标特征向量作为 BP 神经网络输入,对各种类型的目标特征进行学习训练;最后应用训练完成的网络对目标进行在线识别。实际测试表明,本文方法的目标识别准确率为 99% 左右,可以有效识别周界入侵防御系统的各种目标。

参考文献:

- [1] 宋丹平. 先进的机场周界防入侵报警系统 [J]. 计算技术与信息发展, 2011(7):51-52.
SONG D P, Advanced airport boundary intrusion alarm system [J]. *Science & Technology Association Forum*, 2011(7):51-52. (in Chinese)
- [2] LI H, LIU D H. Research on intelligent intrusion prevention system based on snort[C]. 2010 *International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering CMCE 2010, Changchun: IEEE*, 2010, 1:251-253.
- [3] 杨兴国. 边防哨所重要路口无人值守自动监控系统的研究——基于 DSP 的小型便携式地震动目标探测识别系统 [D]. 成都:成都理工大学, 2007.
YANG X G. *Research of automatic supervising system of nobody on duty applying to important crossing of frontier sentry—The seismic target detecting and identification micro-system based on DSP* [D]. Chengdu: Chengdu University of Science and Technology, 2007. (in Chinese)
- [4] 高英文. 基于特征的目标提取与识别方法研究 [D]. 沈阳:沈阳理工大学, 2005.
GAO H W. *Method study of target extraction and recognition based on characteristics* [D]. Shenyang: Shenyang University of Science and Technology, 2005. (in Chinese)
- [5] LI M, AN Y-Y, JIANG C-L, et al.. Ground moving target identification based on neural network [J]. *Proceedings-2011 International Conference on Internet Computing and Information Service, ICI-CIS*, 2011, 18: 439-442.
- [6] 陈逊, 刘淑聪, 郭纯生. 一种基于小波分析的地震信号特征提取方法 [J]. 煤炭技术, 2013, 32(11): 143-144.
CHEN X, LIU SH C, GUO CH SH, A method based on wavelet analysis seismic signal feature vector extraction method [J]. *Coal Technology*, 2013, 32(11):143-144. (in Chinese)
- [7] 肖文定, 张文栋, 熊继军. 基于小波变换的被动声目标识别的研究 [J]. 弹箭与制导学报, 2005, 25(1): 227-229.
XIAO W D, ZHANG W D, XIONG J J, The study of acoustic passive target recognition based on wavelet transform [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2005, 25(1): 227-229. (in Chinese)
- [8] 宋敏. 基于神经网络的目标识别技术研究 [M]. 南京:南京理工大学, 2005.
SONG M. *Technology Research of Target Recognition Based on Neural Network* [M]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2005. (in Chinese)
- [9] 聂伟荣. 多传感器探测与控制网络技术 [D]. 南京:南京理工大学, 2001.
NIE W R. *Detecting and controlling network technology with multisensor system* [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2001. (in Chinese)
- [10] 陶小亮. 基于地震动的目标识别和人员定位算法的研究与实现 [D]. 南京:南京理工大学, 2007.
TAO X L. *Research and implementation of target recognition based on ground motion and personnel positioning algorithm* [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2007. (in Chinese)
- [11] 秦国华, 谢文斌, 王华敏. 基于神经网络与遗传算法的刀具磨损检测与控制 [J]. 光学 精密工程, 2015, 23(5): 1314-1321.
QIN G H, XIE W B, WANG H M. Detection and control for tool wear based on neural network and genetic algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(5):1314-1321. (in Chinese)

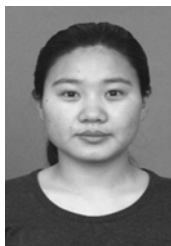
作者简介:



周求湛(1974—),男,黑龙江佳木斯人,博士,副教授,硕士生导师,1997 年于吉林工业大学获得学士学位,2000 年、2004 年于吉林大学分别获得通信与信息系统硕士和博士学位,主要从事微弱信号检测理论研究及低噪声测试系统设计,半导体可靠性估计、周界预警系统设计。E-mail:zhouqz@jlu.edu.cn



李亚强(1990—),男,甘肃天水人,硕士研究生,2012 年于吉林大学获得学士学位,主要从事微弱信号检测的研究,周界预警系统的设计。E-mail:liyaqiang32@163.com



王聪香(1988—),女,甘肃庆阳人,硕士研究生,2010 年于吉林大学获得学士学位,主要从事微弱信号检测研究,周界预警系统的设计。E-mail:wang-congxiangwang@126.com