

基于下变频和 IQ 解调的外差型相位敏感光时域反射技术的模式识别

沈隆翔, 封 皓, 沙 洲, 曾周末

天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072

摘要 基于模拟下变频器、数字 IQ 解调和反向传播(BP)神经网络,采用现场可编程门阵列结合数字信号处理器(FPGA+DSP)的数据采集和处理架构,提出了一种全嵌入式高信噪比(SNR)、高分辨率和低成本的外差型相位敏感光时域反射(Φ -OTDR)技术模式识别方法。针对外差型 Φ -OTDR 技术,使用 DSP、FPGA 及其外围硬件电路替代原有的 GHz 级高速采集卡和信号发生器,减小了系统的体积和成本。在此基础上,设计了基于时空域二维图提取形态学特征的方法,并采用 BP 神经网络进行分类识别;所提方法相对于传统的针对一维信号进行模式识别的方法误报率更低、识别率更高。实验结果表明,所设计的基于 FPGA+DSP 全嵌入式并行信号处理架构满足实时监测的要求,SNR 高达 12.43 dB,事件识别准确率达到 97.78%。

关键词 光纤光学; 相位敏感光时域反射仪; 模式识别; 外差探测; 数字 IQ 解调; 形态学特征提取

中图分类号 TP212.14 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0806005

Pattern Recognition of Heterodyne Phase-Sensitive Optical Time-Domain Reflection Technique Based on Down Conversion and IQ Demodulation

Shen Longxiang, Feng Hao, Sha Zhou, Zeng Zhoumo

State Key Laboratory of Precision Testing Techniques and Instrument, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract An embedded pattern recognition method for heterodyne phase-sensitive optical time-domain recognition (Φ -OTDR) technique with high signal-to-noise ratio (SNR), high resolution and low cost is proposed based on analog down conversion, digital IQ demodulation and back propagation (BP) neural network. When we use a digital signal processor (DSP), field programmable gate array (FPGA) and a peripheral circuit to replace GHz data acquisition and signal generator, cost and size are reduced. A method based on time and space two-dimensional extracting morphological features is designed, and the BP neural network is used to multi-class recognition. Compared with the traditional mode recognition for one-dimensional signal, the proposed method can achieve lower false alarm rate and higher recognition rate. Experiment results show that designed embedded parallel signal processing architecture based on FPGA+DSP can satisfy the real-time monitoring requirements. SNR of the system is 12.43 dB and the event recognition rate is 97.78%.

Key words fiber optics; phase-sensitive optical time-domain reflectometer; pattern recognition; heterodyne detection; digital IQ demodulation; morphological feature extraction

OCIS codes 060.2300; 100.4996; 040.2840; 100.2000

1 引 言

相位敏感光时域反射(Φ -OTDR)技术通过向传感光纤中注入高度相干的脉冲光并接收背向瑞利散射信号实现对传感光纤沿线的振动监测。传统 OTDR 技术只能监测如光纤弯曲、折射率突变等静态事件而无法监测振动等动态事件,而 Φ -OTDR 系统对光纤形变和应力非常敏感,可以实现对振动事件的监测^[1-2]。当光

收稿日期: 2017-04-05; **收到修改稿日期:** 2017-04-24

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61304244)、高等学校博士学科点专项科研基金(20130032130001)

作者简介: 沈隆翔(1992—),男,硕士研究生,主要从事光纤传感通信及信号处理方面的研究。

E-mail: 15202203166@163.com

导师简介: 封 皓(1983—),男,博士,讲师,主要从事光纤传感通信及信号处理方面的研究。E-mail: fhlele@tju.edu.cn

纤某点受到扰动时,光纤折射率发生变化,相当于对该点施加一个相位调制;通过对扰动点前后散射曲线作差便能得到振动信号^[3]。由于振动信息搭载在散射光的相位信号上,而光相位对光纤形变与应力极其敏感,因此 Φ -OTDR 技术具有极高的探测灵敏度。

由于后向瑞利散射信号十分微弱,使用外差探测可以提高信噪比。对于 Φ -OTDR 系统,当使用声光调制器(AOM)将连续光调制成脉冲光时,会有 200 MHz 的移频,从而增大了对采样速率和数据吞吐量的要求。传统结构中使用 GHz 级采集卡进行采样,使用信号发生器驱动 AOM 并进行同步数据采集,但是这种方式不能够实时调制触发脉冲的宽度和重复频率,也增大了系统的体积和复杂度,同时 GHz 采集卡成本较高而且很难实现采集信号的实时串流以及实时解调与模式识别。本文设计了下变频电路,降低了对采样率和数据吞吐量的要求;设计的现场可编程门阵列(FPGA)及其外围电路可代替信号发生器,并能实时调制触发脉冲的宽度与重复频率。在外差型 Φ -OTDR 系统中,定位曲线只能反映空间域上的振动而不能反映时间域的情况。本文采用全嵌入式硬件架构,基于图像处理的方式提取时空域特征^[4],并使用反向传播(BP)神经网络进行分类识别。所提系统以普通单模光纤作为光传输和传感载体,易于安装,可以实现长距离、多位置实时监测,并且可以应用在工程结构的安全检测、光纤周界防护、油气管道安全预警等领域。

2 系统结构与原理

系统结构框图如图 1 所示,该系统采用窄线宽激光器作为光源,中心波长为 1550.12 nm。光源输出分为两路:一路作为本征光,另一路作为探测光。探测光经过 AOM(消光比为 55 dB,移频为 200 MHz)调制成脉冲光,脉冲光经掺铒光纤放大器(EDFA)的放大后通过环形器进入传感光纤中。光纤中的散射信号进入环形器的 2 端,由环形器 3 端输出到耦合器的一端;耦合器的另一端输入本征光,输出信号经过光电探测器转换成电信号。信号经 FPGA 采集并进行初步处理后传输到数字信号处理器(DSP)中,DSP 对信号进行后续处理,DSP 处理结果基于传输控制协议传输到上位机。图 1 中 DDS 为直接数字频率合成器。

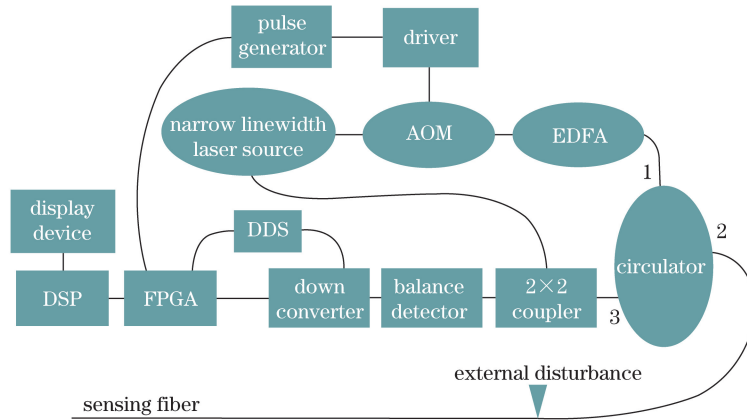


图 1 系统结构示意图

Fig. 1 Diagram of system structure

将环形器 3 端输出的瑞利散射信号 $E_{bs}(t)$ 与本征光 $E_{Lo}(t)$ 进行相干拍频(图 1),由于光电探测器频带有限,忽略高频后得到 $S_c(t)$,即

$$S_c(t) = E_0 A(t) \cos \theta \cos [\Delta\omega_1(t) + \varphi(t) + \varphi_1], \quad (1)$$

式中 θ 为本征光与散射光的偏振夹角, $\Delta\omega_1(t)$ 为 AOM 引入的移频, φ_1 为初始相位, E_0 为本征光幅度, $\varphi(t)$ 和 $A(t)$ 分别为调制后的相位和幅度。散射光中的直流分量经交流放大后被去除。

系统噪声 σ^2 主要来源于散粒噪声 $\sigma_s^2 = 2q(I + I_d)\Delta B$ (其中 q 为散粒噪声系数, I 为光电探测器输出电流, I_d 为暗电流, ΔB 为带宽)、热噪声 $\sigma_T^2 = (4k_B T/R_L)\Delta B$ (其中 k_B 为玻尔兹曼常数, T 为绝对温度, R_L 为负载电阻)、本征光功率 P_{Lo} 、散射光功率 P_{bs} 及信噪比(SNR)。可见,通过增大 P_{Lo} 可以提高 SNR^[5]。SNR 可表示为

$$S_{NR} = \frac{\langle S_{AC}^2 \rangle}{\sigma^2} = \frac{2R^2 P_{bs} P_{Lo}}{2q(I + I_d)\Delta B + \sigma_T^2}, \quad (2)$$

式中 S_{AC} 为信号电压幅值, R 为电阻。FPGA 及其外围电路主要实现 AOM 调制脉冲产生和模拟下变频功能, 其示意图如图 2 所示。利用 FPGA 驱动数模转换器(DA), 高速放大器产生 AOM 调制脉冲, 下变频部分将载频信号由 200 MHz 降到 5 MHz^[6]。图中 LPF 为低通滤波器, DAQ 为数据采集卡。

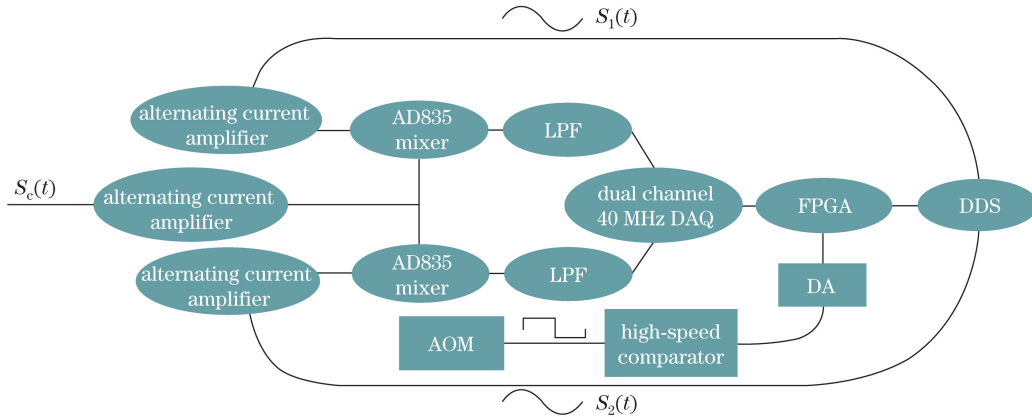


图 2 FPGA 及其外围电路示意图

Fig. 2 Diagram of FPGA and its peripheral circuit

下变频系统采用对称差分结构, 此结构有助于抑制电路板噪声。光电探测器输出信号分别与 DDS 输出的相位差为 180° 的两路正弦信号进行混频, 系统输出由 AD 两通道以 $40 \text{ MHz} \cdot \text{s}^{-1}$ 的速度进行同步采集, 将采集到的信号进行相减, 以达到抑制噪声的目的。如图 2 所示, 输入信号为 $S_c(t)$ 、 $S_1(t)$ 和 $S_2(t)$, 其中 $S_1(t)$ 和 $S_2(t)$ 为 DDS 生成的两路相位差为 180° 的正弦信号 $[\Delta\omega_2(t) = 195 \text{ MHz}]$ 。由两路模拟乘法器分别完成 $S_c(t)$ 与 $S_1(t)$ 、 $S_2(t)$ 的混频, 得到的信号 $S_{E1}(t)$ 、 $S_{E2}(t)$ 分别可表示为

$$S_{E1}(t) = S_c(t)S_1(t), \quad (3)$$

$$S_{E2}(t) = S_c(t)S_2(t). \quad (4)$$

混频后的 $S_{E1}(t)$ 和 $S_{E2}(t)$ 包含下变频分量和上变频分量, 经过低通滤波电路后得到的信号 $E_{s1}(t)$ 和 $E_{s2}(t)$ 可分别表示为

$$E_{s1}(t) = E_0 A(t) \cos \theta \cos[\Delta\omega_3(t) + \varphi(t)] + e_1(t), \quad (5)$$

$$E_{s2}(t) = E_0 A(t) \cos \theta \cos[\Delta\omega_3(t) + \varphi(t) + \pi] + e_2(t), \quad (6)$$

式中 $e_1(t)$ 和 $e_2(t)$ 分别为对称混频电路中的噪声信号。两路混频电路采用对称布局, 信号线等长布线, 所选芯片器件皆为同一生产批次且性能基本相同, 所处工作环境也相同, 因此噪声信号 $e_1(t)$ 和 $e_2(t)$ 大致相等。将采集到的两通道数据进行相减, 可以起到抑制噪声、放大信号的作用, $E_{s1}(t)$ 和 $E_{s2}(t)$ 相减得到的信号为

$$E_s(t) = E_{s1}(t) - E_{s2}(t) \approx AE_0 A(t) \cos \theta \cos[\Delta\omega_3(t) + \varphi(t) + \varphi_1], \quad (7)$$

式中 A 为 $S_1(t)$ 和 $S_2(t)$ 的幅度。瑞利散射信号如图 3(a) 所示, 下变频后的波形如图 3(b) 所示, 图 3(b) 中信号的中心频率为 5 MHz, 达到了预期效果。

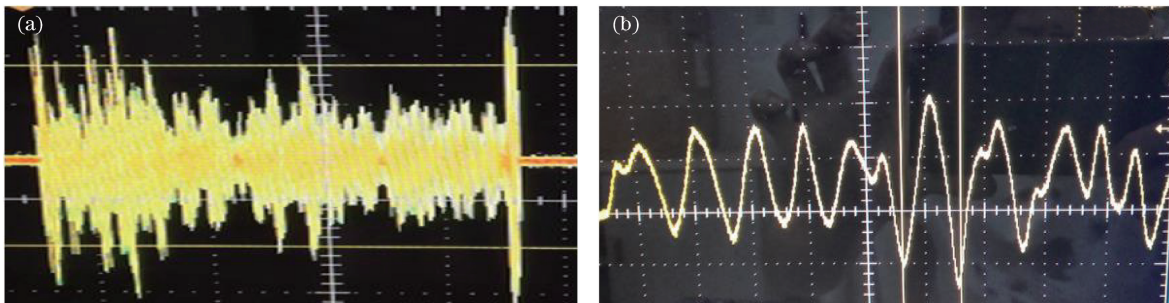


图 3 (a)原始信号; (b)下变频信号

Fig. 3 (a) Waveform of original signal; (b) waveform of down conversion signal

3 数字 IQ 解调与信号定位

3.1 数字 IQ 解调

振动事件的定位与模式识别均需使用幅度信号,为了得到(7)式中 $E_s(t)$ 的幅度信号 $A(t)$,采用 IQ 解调,其原理如图 4 所示^[7-8]。 $E_s(t)$ 分别与 $\sin[\Delta\omega_3(t)]$ 和 $\cos[\Delta\omega_3(t)]$ 相乘并经低通滤波后得到 $E_{\sin}(t)$ 和 $E_{\cos}(t)$, $E_{\sin}(t)$ 和 $E_{\cos}(t)$ 可分别表示为

$$E_{\sin(t)} = AE_0 A(t) \cos \theta \sin[\varphi(t) + \varphi_1], \quad (8)$$

$$E_{\cos(t)} = AE_0 A(t) \cos \theta \cos[\varphi(t) + \varphi_1]。 \quad (9)$$

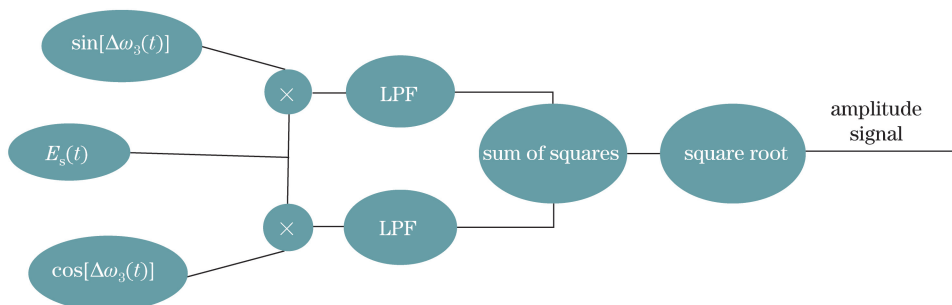


图 4 IQ 解调原理

Fig. 4 Principle of IQ demodulation

将 $E_{\sin}(t)$ 和 $E_{\cos}(t)$ 取平方和后再取平方根,便可以得到幅度信号 $A(t)$,三者之间满足

$$\sqrt{E_{\sin(t)}^2 + E_{\cos(t)}^2} = AE_0 A(t) \cos \theta。 \quad (10)$$

散射光偏振态发生变化时会引起误差,实际应用中偏振变化较缓慢,在较短的一段时间内可认为偏振态稳定,因此误差较小。为消除偏振夹角 θ 的影响,可以使用保偏光纤和保偏设置,但其成本高昂,在实际中的应用较少^[9]。

3.2 FPGA 软件设计

所提系统采用 FPGA+DSP 双核处理架构,其中 FPGA 主要实现 3 个功能:1)调制触发脉冲与同步数据采集;2)数据 IQ 解调与传输;3)接收上位机控制命令。图 5 为 FPGA 建模模块图,共分为 3 个时钟域,即数据采集(40 MHz 时钟)、IQ 解调(200 MHz)和数据传输(80 MHz)。为了解决数据在采集模块和 IQ 解调模块的跨时钟传输,使用先进先出(FIFO)方式。数据经解调后存入随机存取存储器(RAM),最后经并行接口 UPP 传输到 DSP。图中 ROM 为只读存储器。

DSP 与 FPGA 之间的数据传输采用高速协议 UPP,速度高达 $228 \text{ MHz} \cdot \text{s}^{-1}$ 。为了验证 FPGA 软件设计的正确性,将采集到的瑞利散射曲线数据存储在 ROM 中,采用 ModelSim 软件作为仿真工具,验证整个

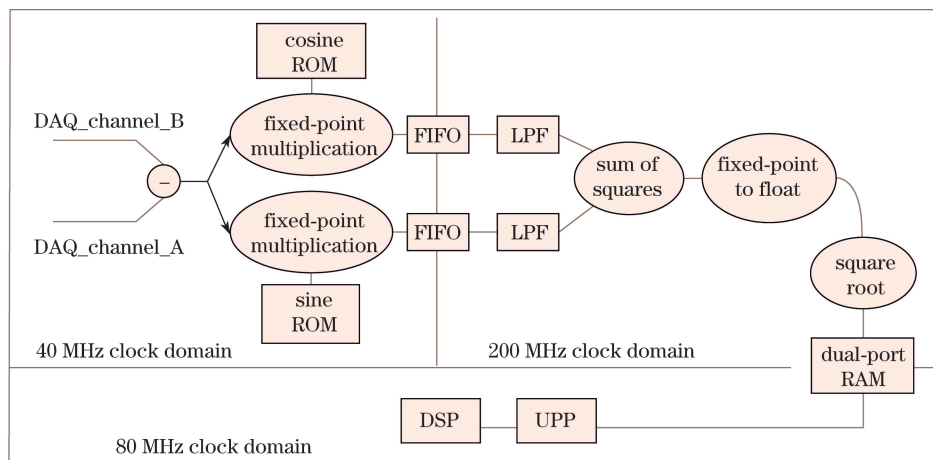


图 5 FPGA IQ 解调模块示意图

Fig. 5 Diagram of IQ demodulation module of FPGA

IQ 解调的过程,结果如图 6 所示。图中从上到下依次为 AD 的 A 通道信号、B 通道信号、 $E_s(t)$ 和 $A(t)$ 。仿真结果与预期结果相符合,验证了数字 IQ 解调的可行性。

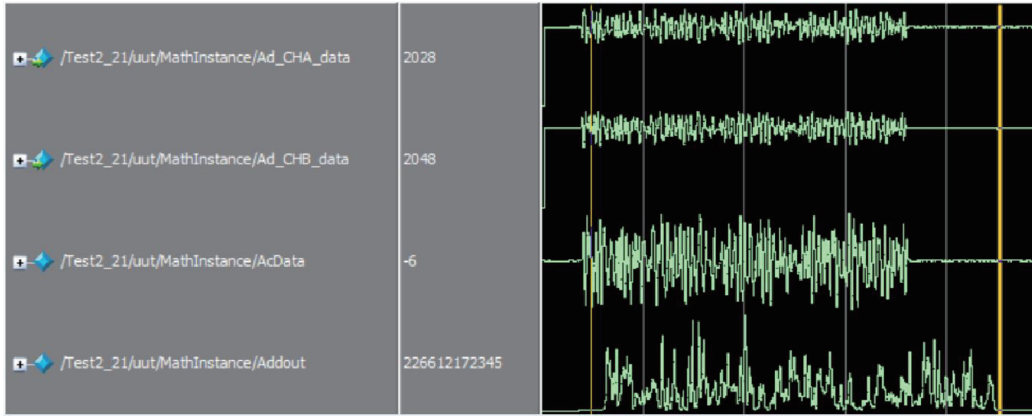


图 6 FPGA IQ 解调验证

Fig. 6 Verification of IQ demodulation of FPGA

3.3 DSP 定位算法设计

DSP 的软件流程如图 7 所示,以二维矩阵形式存储 1 s 内的幅度信号。为了实现实时处理,需不间断并行进行数据存储与处理,这里采用直接存储器存取(DMA)与乒乓操作。图中 EN 表示使能, $\overline{\text{EN}}$ 表示失能。

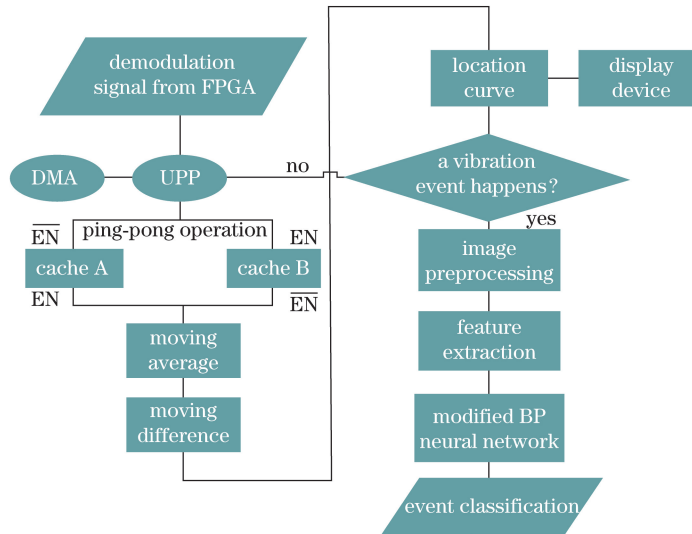


图 7 DSP 软件流程图

Fig. 7 Software flow chart of DSP

振动事件的定位算法采用移动平均和移动差分^[10-11]。将采集到的 N 条散射曲线记为 $r = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$, r_i 表示第 i 条曲线,移动平均窗口大小取为 M ,移动平均后曲线记为集合 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_k\}$,其中 k 表示 R 曲线的条数, $k = N - M + 1$,则有

$$R_i = \frac{1}{M} \sum_{l=i}^{i+M-1} r_l, i \in [1, N - M + 1]. \quad (11)$$

在集合 R 中,相邻的曲线都十分接近,因此不能用相邻曲线作差的方式来寻找振动信号。将差分后的曲线 ΔR 绝对值相加,即可得到定位曲线,如图 8 所示。图 8 的实验室环境为:在 180 m 处施加压电换能器 (PZT) 振动。考虑到脉冲宽度和实践经验,利用^[12]

$$\Delta R_i = R_i - R_r (r = i + t, t = 10) \quad (12)$$

进行差分运算, R_r 为第 r 条移动平均后的 R 曲线。

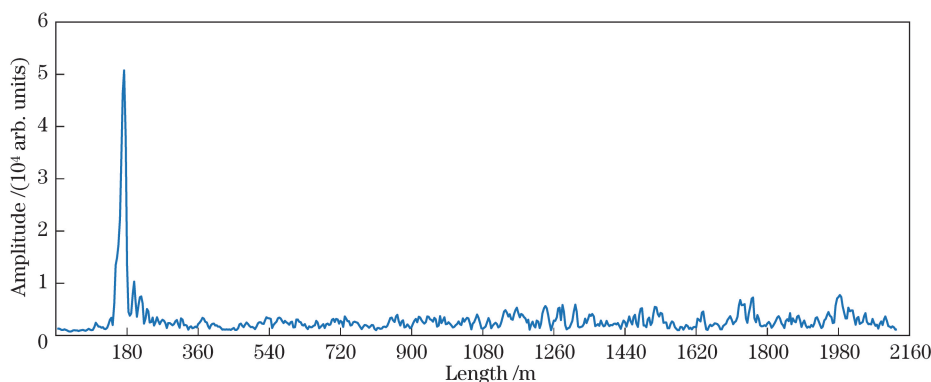


图 8 定位曲线图

Fig. 8 Location curve

考虑到脉冲宽度和实践经验,采用(12)式进行差分处理^[12]。DSP 算法的时间评估如表 1 所示,采集并处理 1 s 内的散射曲线数据,数据的传输采用 DMA,处理程序耗时小于 1 s 即可满足实时要求。

表 1 DSP 耗时评估

Table 1 Evaluation of DSP time consuming

Parameter	Move average and difference	Pattern recognition	Image process	Total
Number of cycles	289316036	224235	40571345	330111616
Time consuming /ms	634.46	0.49	88.97	723.92

4 图像处理与模式识别

4.1 图像预处理

多条散射曲线按时间排列构成了时空图,而振动事件只占其中很小区域,因此对整幅图像进行处理时费时较长。当有振动事件发生时,通过将事件提取出来可以提高效率,如图 9 所示。



图 9 (a)原始图像;(b)截取图像

Fig. 9 (a) Original image; (b) intercept image

为了消除噪声并便于特征提取,需要进行图像的去噪与增强,具体步骤如图 10 所示:1)将图 10(a)图像进行均值滤波以消除散点噪声,得到图 10(b);2)将图 10(b)图像进行拉普拉斯算子锐化,提取图像的边缘特征,得到图 10(c);3)将图 10(b)、(c)图像叠加,得到图 10(d),图 10(d)图像与图 10(a)图像相比,边缘得到明显增强,前景、背景对比度增大。

基于二值图像提取形态学特征时需要进行图像的二值化。阈值计算采用 Ostu 算法^[13],其核心思想是最小化类内方差和最大化类间方差。二值化后,采用膨胀腐蚀运算连接相邻连通域并消除较小的噪点。所选的 3 种事件为:1)在实验室条件下,在光纤一段施加 PZT 振动;2)将一段光纤埋在土下,汽车从光纤上方

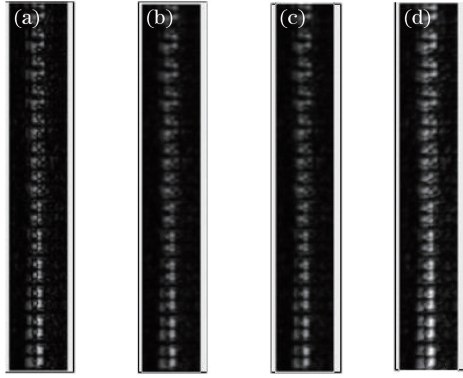


图 10 图像增强。(a)原始图像;(b)均值滤波;(c)拉普拉斯锐化;(d)增强后图像

Fig. 10 Image enhancement. (a) Original image; (b) mean filtering; (c) Laplacian sharpening; (d) image after enhancement
驶过;3)将一段光纤通过耦合剂粘在钢板上,用小锤轻敲钢板另一侧(称为人为扰动)。图 11(a)~(c)、(d)~(f)、(g)~(i)分别为 PZT 振动、汽车驶过和人为扰动的二值化图像、膨胀图像和腐蚀图像^[14]。

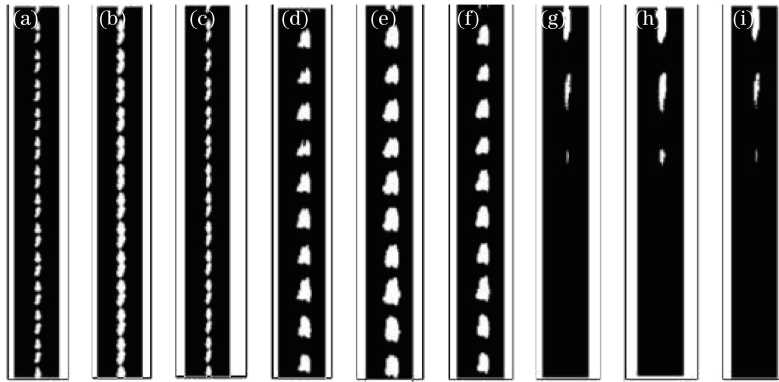


图 11 (a)~(c)PZT 振动图像,(d)~(f)汽车驶过振动图像和(g)~(i)人为扰动图像的二值化、膨胀和腐蚀图像

Fig. 11 Images of binaryzation, expansion and corrosion of (a)-(c) PZT vibration images, (d)-(f) vibration images when car is passing through and (g)-(i) artificial disturbance images

4.2 特征提取与选择

所提系统首先提取 14 种形态学特征,分别为区域面积(AreF)、区域形状数(ShapeF)、区域面积周长比(RioF)、区域最小间距(InLenMin)、区域最大间距(InLenMax)、凸壳数(ConAreAve)、短轴长(MinAxiLenF)、长轴长(MajAxiLenF)、周长(PerimeterF)、等效直径(EquivDiameter)、灰度图一阶矩(IM1)、灰度图二阶矩(IM2)、灰度图三阶矩(IM3)和事件点幅值(Amp)^[15]。

当特征数量较多时,处理耗时长且维数多,因此需从上述的 14 个特征中选择类间距离大且类内方差小的特征。为此需要一套评价标准,此标准既要考虑各个特征分类能力,也要考虑特征间的关系。实际中常使用类内散布矩阵 S_w 、类间散布矩阵 S_b 和混合散布矩阵 S_m 来评价单个特征分类能力,三者可分别表示为

$$S_w = \sum_{i=1}^M P_i S_i, \quad (13)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^M P_i (\mu_i - \mu_0)(\mu_i - \mu_0)^T, \quad (14)$$

$$S_m = E[(x - \mu_0)(x - \mu_0)^T], \quad (15)$$

式中 E 为期望, x 为某个样本特征值向量, S_i 为 ω_i 类的协方差矩阵, P_i 为 ω_i 类的先验概率矩阵, μ_0 为全局平均向量, μ_i 为 ω_i 类的特征均值。对于等概率事件, S_w 与 $\sigma_1^2 + \sigma_2^2$ 成正比, σ_i 和 σ_j 为 ω_i 类和 ω_j 类的特征方差。 S_b 与 $(\mu_1 - \mu_2)^2$ 成正比,通过将 S_b 与 S_w 合并,可以得到 Fisher 准则,即

$$F_{DR} = \sum_i^M \sum_{j \neq i}^M \frac{(\mu_i - \mu_j)^2}{\sigma_i^2 + \sigma_j^2}, \quad (16)$$

式中 μ_j 为 ω_j 类的特征均值。各类特征的 F_{DR} 如图 12 所示,其中 IM1 的值最大, Amp 次之。

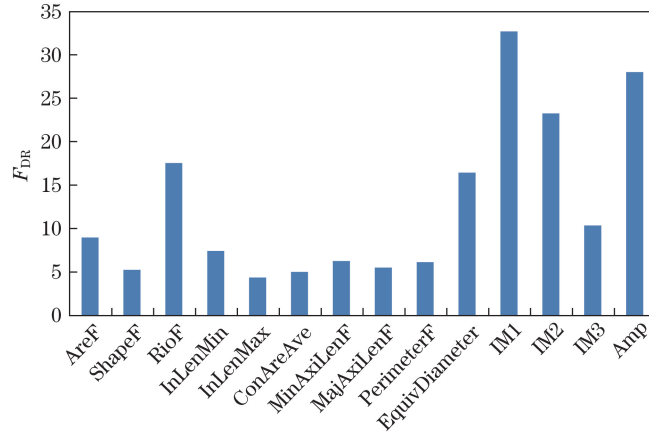


图 12 各类特征的 F_{DR}

Fig. 12 F_{DR} of each feature

F_{DR} 仅评价了单个特征的分类能力,并没有考虑特征间的相关系数。如果两特征各自的 F_{DR} 较大且相关系数也很大,则只需选取其中一种特征。令 X_{nk} 为第 n 个样本的第 k 个特征,则任意两个特征之间的相关系数为

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^N X_{ni} X_{nj}}{\sqrt{\sum_{n=1}^N X_{ni}^2 \sum_{n=1}^N X_{nj}^2}} \quad (17)$$

特征选择过程为:1) 采用 Fisher 准则计算每一个可用特征 X_{k1} ($k=1,2,\dots,m$) 的值,将最大值对应的特征记为 X_{i1} ;2) 为使选择的第 2 个特征在已选中的 X_{i1} 和剩余的 $m-1$ 个特征之间,计算(17)式所定义的互相关系数,然后将满足

$$i_2 = \operatorname{argmax}[\alpha_1 J(j) - \alpha_2 \rho_{i_1 j}] \quad (18)$$

的特征作记为 X_{i2} ,其中 α_1 和 α_2 为决定两项相对重要性的加权系数, $J(j)$ 为采用(16)式计算出来的第 j 个特征的 F_{DR} , $\rho_{i_1 j}$ 为由(17)式计算出的第 i_1 个特征与第 j 个特征的相关系数;3) 利用

$$i_k = \operatorname{argmax} \left[\alpha_1 J(j) - \frac{\alpha_2}{k-1} \sum_{r=1}^{k-1} |\rho_{i_r j}| \right] \quad (19)$$

选择 X_{ik} ($k=1,2,3$) 以便于后续处理,其中 $\rho_{i_r j}$ 为(17)式计算出来的第 i_r 个特征与第 j 个特征的由相关系数, $j \neq i_r, r=1,2,\dots,k-1$ 。经过选择后,排名前 5 的特征依次为 IM1、Amp、IM2、RioF 和 EquivDiameter。

4.3 改进的 BP 神经网络识别

BP 神经网络是一种学习算法,包含输入层、输出层以及一个或多个隐藏层。目前使用最为广泛的识别算法是将训练样本输入网络并根据网络的实际输出和期望输出之间的差别来调整连接权重^[16]。

所提系统采用如图 13 所示的 3 层神经网络,输入层神经元记为集合 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_{N_1}\}$, $N_1 = 5$; 隐藏层神经元输入单元记为集合 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_2}\}$; 输出层神经元记为集合 $O = \{O_1, O_2, \dots, O_{N_2}\}$, $N_2 = 12$; 输出层记为集合 $Y = \{Y_1, Y_2, Y_3\}$, 即汽车驶过振动、PZT 扰动和人为扰动 3 个类别; W_{ij} 为连接输入层 X_j 与隐藏层 T_i 的权值, V_{ij} 为连接输出层 O_i 与隐藏层 T_j 的权值。

BP 神经网络的训练过程在上位机完成,主要分为以下步骤。

1) 归一化。由于激活函数 sigmoid 在 $[0, 1]$ 内非线性最好,训练时收敛快,因此将输入输出进行归一化。

2) 正向传播。输入层信号与相应权值相乘累加后传播到隐藏层。 O_i 为 T_i 在激活函数 $f(\cdot)$ 作用下的输出,可表示为

$$O_i = f(T_i) = f\left(\sum_{j=1}^{N_1} W_{ij} X_j\right) \quad (20)$$

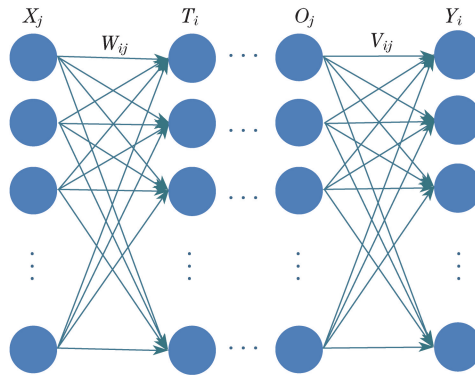


图 13 BP 神经网络模型图

Fig. 13 Model of BP neural network

将计算得到的 O_j 与 V_{ij} 相乘后累加,得到输出值 Y_i 。训练完毕的网络完成此步骤后便可以得到分类结果, $i = \operatorname{argmax}\{Y_i\}$, 表示振动事件属于第 i 类, 其中

$$Y_i = \sum_{j=1}^{N_2} V_{ij} O_j. \quad (21)$$

3) 误差的反向传播。训练样本中, 设期望输出为集合 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_{N_3}\}$, 先校正隐藏层与输出层的权值 V_{ij} , 求出误差 E 相对于权值的偏导, 即

$$\frac{\partial E}{\partial V_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial Y_i} \frac{\partial Y_i}{\partial V_{ij}} = (Y_i - d_i) O_j. \quad (22)$$

对权值的增量 ΔV_{ij} 进行修正, 修正过程不仅考虑本次误差偏导, 也考虑上次训练中的 ΔV_{ij} , 权值更新表达式为

$$V_{iju} = V_{ij} - [A \Delta V_{ij} + B (Y_i - d_i) O_j], \quad (23)$$

式中 A 和 B 为重量因子。输入层到隐藏层的权值 W_{ij} 的校正过程与上述同理, 则 W_{ij} 更新表达式为

$$W_{iju} = W_{ij} - \left(a \Delta W_{ij} + b \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \right), \quad (24)$$

式中 a, b 为重量因子。统计本次训练过程中的识别误差, 误差率大于设定值时重复上述过程, 误差率达到允许范围时训练完毕。

在实验室条件下铺设长度为 2 km 的管道, 获取了 3 类样本 (汽车驶过振动、人为扰动、PZT 振动) 各 50 个, 每类各取 25 个样本作为训练使用, 训练样本共计 75 个。每类各取 25 个样本为测试使用, 测试样本共计 75 个。人为扰动、汽车驶过振动和 PZT 振动的识别率以及总识别率分别为 93.33%、100%、100% 和 97.78%。对于较为规律的 PZT 振动和汽车驶过振动, 识别率非常理想; 对于人为影响比较大的人为扰动, 识别率较低, 此结果说明了所提系统的特征选取合理且 BP 神经网络建模合理。

5 结 论

传统的外差型 Φ -OTDR 一般采用 GHz 级采集卡, 采用自行研发的下变频电路时, 采样率为 $40 \text{ MHz} \cdot \text{s}^{-1}$, 极大地减小了成本。同时, 下变频电路采用对称结构, 可很好地抑制电路板上的噪声, SNR 高达 12.43 dB。在 AOM 脉冲调制与采样同步部分, 采用 FPGA 及其外围电路代替传统的信号发生器, 减小了成本和系统体积。数据处理部分则采用 FPGA+DSP 双核的架构, 以满足实时监测的要求。传统的定位曲线存在误报的情况, 这里采用的形态学特征提取与模式识别方式可辅助决策者进行判断, 同时对于实验中的 3 种振动类别的识别率达到了 97.78%, 证明了该方案的优势。

参 考 文 献

- [1] Arifin A, Hatta A M, Sekartedjo K, *et al.* Long-range displacement sensor based on SMS fiber structure and OTDR[J]. Photonic Sensors, 2015, 5(2): 166-171.

- [2] Feng Kaibin, Song Muping, Xia Qiaolan, *et al.* High-resolution distributed optical-fiber sensing technology based on direct-detecting coherent optical time-domain reflectometer[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(1): 0106002.
冯凯滨, 宋牟平, 夏俏兰, 等. 基于直接检测相干光时域反射计的高分辨率分布式光纤传感技术[J]. *光学学报*, 2016, 36(1): 0106002.
- [3] Lü Yuelan, Xing Yongwei. Investigation on Rayleigh scattering waveform in phase optical time domain reflectometer[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(8): 0819001.
吕月兰, 行永伟. 相位光时域反射计瑞利散射波形特性研究[J]. *光学学报*, 2011, 31(8): 0819001.
- [4] Aquino A, Gegundez-Arias M E, Marin D. Detecting the optic disc boundary in digital fundus images using morphological, edge detection, and feature extraction techniques[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(11): 1860-1869.
- [5] Peng Zhengpu, Rao Yunjiang, Peng Fei, *et al.* Long distance phase-sensitive optical time-domain reflectometer based on heterodyne detection and forward Raman amplification[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2014, 25(4): 724-729.
彭正谱, 饶云江, 彭 飞, 等. 基于外差检测和前向拉曼放大的新型长距离相敏光时域反射仪[J]. *光电子 • 激光*, 2014, 25(4): 724-729.
- [6] Shi Y, Feng H, Zeng Z M. A long distance phase-sensitive optical time domain reflectometer with simple structure and high locating accuracy[J]. *Sensors*, 2015, 15(9): 21957-21970.
- [7] Pan Z Q, Liang K Z, Ye Q, *et al.* Phase-sensitive OTDR system based on digital coherent detection[C]. *SPIE*, 2011, 8311: 83110S.
- [8] Wang Z, Zhang L, Wang S, *et al.* Coherent Φ -OTDR based on I/Q demodulation and homodyne detection[J]. *Optics Express*, 2016, 24(2): 853-858.
- [9] Juarez J C, Taylor H F. Polarization discrimination in a phase-sensitive optical time-domain reflectometer intrusion-sensor system[J]. *Optics Letters*, 2005, 30(24): 3284-3286.
- [10] An Yang, Feng Hao, Zhang Jingchuan, *et al.* Phase sensitive optical time domain reflectometer based on two-beam interference[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(7): 0706005.
安 阳, 封 皓, 张景川, 等. 基于双光束干涉的相位敏感光时域反射计[J]. *光学学报*, 2013, 33(7): 0706005.
- [11] Li Q, Zhang C X, Li L J, *et al.* Localization mechanisms and location methods of the disturbance sensor based on phase-sensitive OTDR[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(9): 2099-2103.
- [12] Lu Y L, Zhu T, Chen L, *et al.* Distributed vibration sensor based on coherent detection of phase-OTDR[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2010, 28(22): 3243-3249.
- [13] Han Yanxiang, Zhang Zhisheng, Hao Fei, *et al.* Shadow detection based on texture features in gray sequence images[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(11): 2931-2942.
韩延祥, 张志胜, 郝 飞, 等. 灰度序列图像中基于纹理特征的移动阴影检测[J]. *光学 精密工程*, 2013, 21(11): 2931-2942.
- [14] Sun Q, Feng H, Yan X Y, *et al.* Recognition of a phase-sensitivity OTDR sensing system based on morphologic feature extraction[J]. *Sensors*, 2015, 15(7): 15179-15197.
- [15] Zhang Yan, Lou Shuqin, Liang Sheng, *et al.* Study of pattern recognition based on multi-characteristic parameters for Φ -OTDR distributed optical fiber sensing system[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(11): 1105005.
张 颜, 娄淑琴, 梁 生, 等. 基于多特征参量的 Φ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J]. *中国激光*, 2015, 42(11): 1105005.
- [16] Lyons W B, Lewis E. Neural networks and pattern recognition techniques applied to optical fibre sensors[J]. *Transactions of the Institute of Measurement & Control*, 2000, 22(5): 385-404.