DOI: 10.3788/LOP231136

激光场光电子学进展

基于光纤光栅的呼吸测量及分类研究

张治胜1,万生鹏1*,吕纬龙1,喻俊松2**

¹南昌航空大学江西省光电信息科学与技术重点实验室,江西 南昌 330063; ²南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室,江西 南昌 330063

摘要 本文对基于光纤布拉格光栅(FBG)的呼吸测量及分类系统进行了研究。为了方便智能穿戴的需要,用聚二甲基硅氧烷对裸光纤光栅进行了封装,搭建呼吸监测系统,实现了呼吸信号的测量。采集了屏息、咳嗽、正常呼吸和运动后呼吸四种呼吸信号,基于小波分解与重构,对采集的呼吸信号进行预处理并提取呼吸信号的频率、振幅因数、波形因数和能量作为区分呼吸类型的特征。构建基于支持向量机(SVM)的呼吸分类模型,采用粒子群(PSO)优化SVM的模型参数,最后实现了97.1875%的分类准确率。该系统具有成本低、结构紧凑、设计简单等特点,可以丰富数字诊疗技术。

关键词 光纤光栅传感;呼吸监测;机器学习;特征提取

中图分类号 O436 文献标志码 A

Research on Respiratory Measurement and Classification Based on Fiber Bragg Grating

Zhang Zhisheng¹, Wan Shengpeng^{1*}, Lü Weilong¹, Yu Junsong^{2**}

¹Key Laboratory of Opto-Electronic Information Science and Technology of Jiangxi Province, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, Jiangxi, China; ²Key Laboratory of Nondestructive Testing, Ministry of Education, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, Jiangxi, China

Abstract The respiratory measurement and classification system based on fiber Bragg grating is studied in this paper. In order to facilitate the needs of intelligent wear, the bare fiber grating was encapsulated with polydimethylsiloxane (PDMS), and the respiratory monitoring system was built to measure the respiratory signal. Four kinds of respiratory signals including breath-holding, cough, normal breathing and post-exercise breathing were collected. Based on wavelet decomposition and reconstruction, the collected respiratory signals were preprocessed and the frequency, amplitude factor, waveform factor and energy of the respiratory signals were extracted as characteristics to distinguish respiratory types. A respiration classification model based on support vector machine (SVM) was constructed, and the model parameters of SVM were optimized by particle swarm optimization. Finally, the classification accuracy was achieved at 97.1875%. The system is characterized by low cost, compact structure and simple design, which can enrich the digital diagnosis and treatment technology.

Key words fiber optic grating sensing; respiratory monitoring; machine learning; feature extraction

1 引 言

外界的应力和温度会导致光纤布拉格光栅 (FBG)的布拉格波长发生改变,通过测量布拉格波长 即可实现外界参量的测量^[1]。FBG 传感器具有无源、抗电磁干扰、尺寸小和耐腐蚀等特性,引起了广泛 关注^[2-3]。

随着人口老龄化的加剧和社会生活水平的提高, 生理信号的监测^[4]对疾病的预警和控制扮演着重要的 角色,因此,光纤传感技术在生理健康监测中的应用引 起了人们的重视。

对呼吸的分析可以早期发现和治疗许多疾病,如慢性阻塞性肺病^[5]、肺癌^[6]和阿尔茨海默病^[7]等。呼吸频率和呼吸比等特征是患者临床病情恶化^[8]、心脏骤

收稿日期: 2023-04-23; 修回日期: 2023-05-19; 录用日期: 2023-05-24; 网络首发日期: 2023-06-05

基金项目: 国家自然科学基金(62105139,61465009)、江西省自然科学基金重点项目(20202ACBL202002)

通信作者: *sp_wan@163.com; **70940@nchu.edu.cn

停[9]和败血症[10]等疾病的早期预测因素。呼吸监测可 采用接触法和非接触法,接触法是用传感器直接附着 在受试者的身体上,非接触法目前大多是基于视频技 术[11-13]。视频技术的主要缺点是成本高、计算量大和 隐私冲突。接触方法中的呼吸监测传感器有电子传感 器和光学传感器。传统的电子呼吸传感器主要有温度 传感器[14]、应变传感器[15]和空气流量传感器[16],光学呼 吸传感器则有微弯光纤、光纤光栅及马赫-曾德尔干涉 (MZI)等传感器。天津大学的李帅[17]基于单模微弯光 纤损耗原理和基于模式干涉原理设计两款光纤呼吸传 感器,研究分析验证弯曲半径和弯曲周期对传感器弯 曲损耗灵敏度的影响。华中科技大学的沃江海等[18]提 出了基于布拉格反射光纤激光器的呼吸监测系统。人 体的呼吸振动产生的压力传递激光腔横截面,两种偏 振激光产生具有呼吸特征的拍频信号。该系统的不足 之处在于系统装置过于复杂且调试过程繁琐。天津大 学的王睿航^[19]基于MZI原理提出呼吸与脑电信号的 检测方法。

本文对基于FBG传感器的呼吸检测和分类技术进行了研究。本文制作了基于聚二甲基硅氧烷

(PDMS) 封装的光纤光栅传感器,搭建了解调系统,对人体不同状态的呼吸信号进行了测量。在此基础上,对呼吸信号进行了预处理和提取特征点,建立了粒子群-支持向量机(PSO-SVM)机器学习模型,实现了人体生理信号的监测和呼吸信号模式识别。

2 实验系统

为了提高检测系统的稳定性和受试者舒适度,先对裸光纤光栅进行了封装。选用濮阳光电生产的中心波长为1554 nm的裸光栅,3 dB带宽为0.232 nm,栅区长度为10 mm,反射率为92.06%。本文采用聚二甲基硅氧烷聚合物(PDMS)对FBG进行封装,FBG嵌入到PDMS材料中,该材料具有对人体皮肤无害、抗电磁干扰和防辐射等特点,PDMS的尺寸选择为12 cm×10 cm,较大尺寸的PDMS能更好地传递身体的振动,使得FBG具有较大的拉伸和收缩空间。使用环氧树脂黏合剂粘贴FBG于PDMS表面,制作成PDMS-FBG-PDMS的夹层结构,如图1所示,选择弹性绷带紧贴封装好的FBG传感器,呼吸时胸腔运动和心脏跳动产生的压力传递到FBG传感器上,实现对人体呼吸信号的检测。





图 1 传感器封装安装。(a)封装后的FBG传感器;(b)测试安装人体部位

Fig. 1 FBG sensor package installation. (a) Packaged FBG sensors; (b) test installation of body parts

本文的呼吸检测系统如图 2 所示。宽带光源和法布里-珀罗(F-P)滤波器结合产生可调谐窄带光,通过电压控制 F-P滤波器,使其输出光的波长落在 FBG 反射谱的 3 dB 带宽边沿处,通过光电探测器的输出信号

可再现振动信号。由现场可编程门阵列(FPGA)控制模/数(A/D)芯片采集光电探测器输出电压,存储在先进先出(FIFO)中,以太网读取FIFO的数据传输到上位机显示。

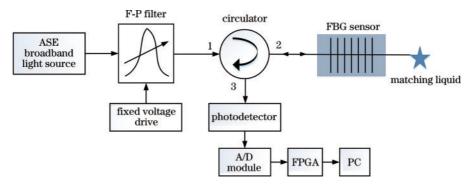


图 2 呼吸信号采集系统原理框图

Fig. 2 Principle block diagram of respiratory signal acquisition system

本文选用的采集芯片是 16 位的 AD7606,最高采样率可达 200 kSa/s,工作电压为-5~+5 V,传感系统光电探测器输出最大电压约为 3.4 V,此芯片完全满足系统设计要求。人体呼吸和心跳信号频率集中在 0.2~2 Hz,控制 AD采样率为 1 kSa/s,即能完整地还原人体呼吸的细节信息。AD采集的数据通过 FIFO做一个缓存,当满足千兆以太网发送数据量的要求时,以太网发送数据到上位机。

3 数据预处理与特征提取

实验时,通过检测受试者咳嗽、屏息、正常呼吸、运动后呼吸四种呼吸状态,对6名年龄在20~26岁之间的志愿者,随机编号,每位受试者对4种状态各采集1 min,采集的4种波形如图3所示。采样频率为1kHz,共采集到4×400组数据。

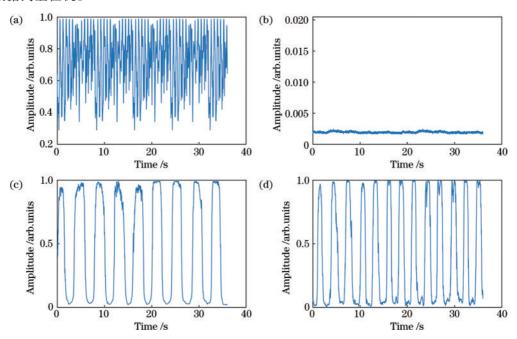


图 3 采集到的呼吸信号。(a)咳嗽;(b)屏息;(c)正常呼吸;(d)运动后呼吸

Fig. 3 Collected respiratory signals. (a) Cough; (b) hold breathing; (c) normal breathing; (d) breathing after exercise

3.1 小波分解与重构去噪

从图 3 中可以看到,系统测量到的呼吸信号特征明显,较好地还原出呼吸收缩和吸呼比特征。但是,呼吸波形存在外界噪声的干扰,波峰出现失真。为了还原出原始呼吸信号,需要对呼吸信号进行降噪处理。

FBG 传感器在采集呼吸信号过程中,会受到不同程度的干扰。这些干扰主要包括两个方面:1)采集系统自身引入的噪声和周围环境的干扰,如电磁波干扰、工频干扰以及基线漂移等;2)人体自身产生的干扰,如心电信号、肌电信号、肢体抽动等。由于呼吸信号和心电信号一样属于极其微弱的信号,因此,为了减少干扰噪声对信号特征分析和分类的影响,需要对测试信号进行降噪预处理。本文采用小波分解与重构算法[20]去除测试信号的干扰噪声。

在对若干小波基函数进行对比后,本文选用sym10小波基函数进行离散小波分解与重构。设置最佳分解层数为7层,分解后得到代表呼吸信号的低频近似系数和高频细节系数。分析系数分布的特点,将细节系数d1、d2、d5置为0,然后将未置0的细节系数与近似系数a7重构波形。图4是对图3中的正常呼吸信号分解重构滤波降噪后的信号,重构的信号消除了

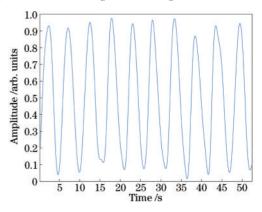


图 4 小波分解与重构去噪后的正常呼吸信号
Fig. 4 Signal denoised by wavelet decomposition reconstruction of normal respiratory signal

信号中的毛刺,达到去噪的效果,还原了原始呼吸波形的特征。

3.2 呼吸信号特征

不同类型呼吸信号在时域和频域上有明显不同的 特征。通过多种算法分析呼吸信号的内在属性,找出 呼吸信号之间的差异性特征。本文选取呼吸信号的时 域和频域特征,如信号的频率、均值、方差、标准差、峰 峰值、振幅因数、波形因数、能量、偏度和峰度等构建特 征数据集。

4 基于PSO-SVM的呼吸分类

4.1 SVM 原理

SVM^[21-22]是通过核函数将特征数据从低维映射到高维空间,实现非线性不可分到线性可分的通用学习方法。其性能受核函数参数、惩罚因子等因素影响。如图 5 所示,以二维线性数据为例,通过构建一个超平面,把两类数据正确地分开,最佳的超平面能使不同类别的样本间距最大化。

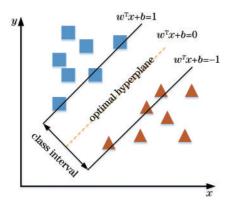


图 5 SVM二分类示意图

Fig. 5 SVM binary classification schematic

在解决四种呼吸类型识别问题时,需要建立6个SVM二分类分类器。每个单独的SVM判断是否为某两类呼吸之一,使用投票选择法决定测试样本的类别,实现从二分类到多分类模型的扩展。本文采用的核函数类型为高斯核函数。

4.2 PSO 优化 SVM

SVM模型参数的惩罚因子c和高斯核函数参数g会影响SVM分类模型的性能,为了优化SVM分类模型实现最佳的分类预测效果,本文采用粒子群算法^[23]来寻找最佳的惩罚因子c和高斯核函数参数g,以找寻SVM分类模型参数的最优解,提升预测的准确率和分类性能。粒子群寻优流程如图6所示。

粒子群优化算法是模拟鸟群捕食行为的全局概率 搜索算法。依据粒子的速度和位置变化迁移等特性, 群体中的粒子通过信息交流和当前最优解信息共享, 搜索食物的过程相当于粒子在寻找当前的最优解。每 个粒子运动变化都是逼近最优解的位置,不断对邻域 最优解进行迭代更新,实现对全局最优解的搜索。目 标函数得出粒子的适应度值,起到评估解的优劣作用, 寻优是粒子个体最优解逐渐逼近全局最优解的过程。

系统采集得到4类呼吸数据各400组,按照第3节中的时域和频域算法进行特征数据集的建立。将训练集和测试集设置为4:1,每种呼吸类型提取的特征数据集中包含训练样本320组,测试集为80组。将特征数

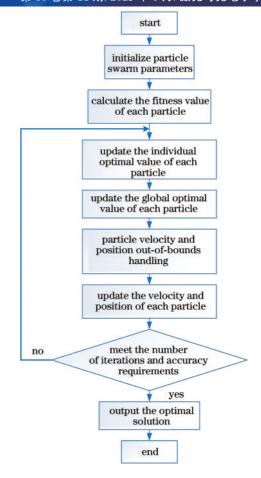


图 6 粒子群搜索流程图

Fig. 6 Particle swarm search flow chart

据集作为输入,通过粒子群算法对 SVM模型参数进行搜索寻优。PSO 寻优 SVM模型最佳参数前,需要对 PSO 算法的参数进行初始化。选取训练样本对 SVM模型进行寻优训练,本文将种群数量设置为 50,最大迭代次数设置为 100。经过粒子群算法自主寻优后,得到的适应度曲线如图 7 所示,此时, SVM 分类训练模型最优核函数参数 g=1. 3622,最优惩罚因子 c=85. 494。

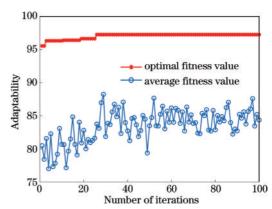


图 7 PSO 优化算法适应度曲线

Fig. 7 Fitness curve of PSO optimization algorithm

4.3 基于PSO-SVM的呼吸分类

建立多分类 SVM 模型后,为了对比验证模型优

化的效果,首先对分类模型以默认值设置高斯核函数和惩罚因子,然后将通过PSO优化算法自主寻优得到的最佳核函数参数和惩罚因子应用于多分类呼吸识别的SVM模型中。选取训练数据集对SVM模型进行训练,训练完成后,将测试数据集输入到训练好的

SVM模型中,预测呼吸分类的准确性。咳嗽定义为 class1,屏息定义为 class2,正常呼吸定义为 class3,运动后呼吸定义为 class4。由预测结果得到的优化前和优化后的混淆矩阵如图 8 所示。

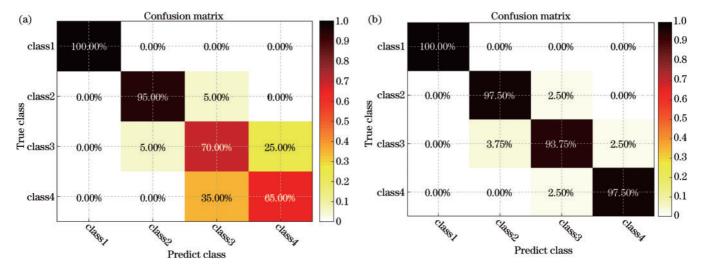


图 8 四类呼吸信号的混淆矩阵。(a) SVM 分类混淆矩阵;(b)PSO-SVM 分类混淆矩阵 Fig. 8 Confusion matrix of four kinds of respiratory signals. (a) SVM classification confusion matrix;

(b) PSO-SVM classification confusion matrix

图 8(a)为未进行优化寻优的分类结果混淆矩阵,分类正确率为 82.5%,粒子群优化后的呼吸分类模型预测结果提升巨大,对角线方格内数据代表呼吸类别正确分类的结果。正常呼吸误判为屏息的概率最大,达到了 3.75%,但总体来说,PSO-SVM模型对 4类别呼吸识别时,具有较高的分类准确率,平均识别准确率为 97.1875%。

5 结 论

本文对基于FBG 传感器的呼吸监测及分类系统进行了研究。基于PDMS 材料,制作了具有夹层结构的FBG 传感器,实现了人体四种呼吸信号的采集。对预处理后的呼吸信号提取特征,建立特征数据集。将特征数据集输入到 PSO-SVM 模型中进行训练和测试,成功实现了4类呼吸信号的模式识别,平均识别准确率为97.1875%。

本文提出的基于 FBG 传感器的呼吸监测及分类系统结构简单、抗电磁干扰、识别准确率较高,有望在人体健康监测及预警中获得应用。

参考文献

[1] 刘显明,任怡霖,周峰,等.面向高速动态测量的光纤光栅传感信号解调技术研究进展[J].中国激光,2023,50(10):1000001.

Liu X M, Ren Y L, Zhou F, et al. Research progress of FBG sensing signal demodulation technology for high-speed dynamic measurement[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(10): 1000001.

- [2] 韩超,胡宾鑫,朱峰,等.光纤光栅高精度解调算法研究进展综述[J].激光与光电子学进展,2022,59(13): 1300005.
 - Han C, Hu B X, Zhu F, et al. Review on research progress of fiber grating high precision demodulation algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(13): 1300005.
- [3] 赵慧枝,董明利,辛璟焘,等.微型宽频FBG振动传感器设计及特性研究[J/OL].激光与光电子学进展:1-16 [2023-04-23]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/31.1690. TN.20230104.1353.042.html.
 - Zhao H Z, Dong M L, Xin J T, et al. Structural design and investigation of micro-broadband fiber Bragg grating vibration sensor[J/OL]. Laser & Optoelectronics Progress: 1-16[2023-04-23].http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690. TN.20230104.1353.042.html.
- [4] Wang S M, Ni X L, Li L Y, et al. Noninvasive monitoring of vital signs based on highly sensitive fiber optic mattress[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(11): 6182-6190.
- [5] Nilsson U, Kanerud I, Diamant U B, et al. The prevalence of prolonged QTc increases by GOLD stage, and is associated with worse survival among subjects with COPD[J]. Heart & Lung, 2019, 48(2): 148-154.
- [6] Xu Y W, Hosny A, Zeleznik R, et al. Deep learning predicts lung cancer treatment response from serial medical [J]. Clinical Cancer Research, 2019, 25(11): 3266-3275.
- [7] Tiele A, Wicaksono A, Daulton E, et al. Breath-based non-invasive diagnosis of Alzheimer's disease: a pilot study[J]. Journal of Breath Research, 2020, 14(2): 026003.
- [8] Loughlin P C, Sebat F, Kellett J G. Respiratory rate: the

- forgotten vital sign—make it count![J]. Joint Commission Journal on Quality and Patient Safety, 2018, 44(8): 494-499.
- [9] Gilgen-Ammann R, Schweizer T, Wyss T. RR interval signal quality of a heart rate monitor and an ECG Holter at rest and during exercise[J]. European Journal of Applied Physiology, 2019, 119(7): 1525-1532.
- [10] Cretikos M A, Bellomo R, Hillman K, et al. Respiratory rate: the neglected vital sign[J]. Medical Journal of Australia, 2008, 188(11): 657-659.
- [11] Hu M H, Zhai G T, Li D, et al. Synergetic use of thermal and visible imaging techniques for contactless and unobtrusive breathing measurement[J]. Journal of Biomedical Optics, 2017, 22(3): 036006.
- [12] Hassan M A, Malik A S, Fofi D, et al. Heart rate estimation using facial video: a review[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 38: 346-360.
- [13] Jagadev P, Giri L I. Human respiration monitoring using infrared thermography and artificial intelligence[J]. Biomedical Physics & Engineering Express, 2020, 6(3): 035007.
- [14] Ma L Y, Wu R H, Patil A, et al. Full-textile wireless flexible humidity sensor for human physiological monitoring[J]. Advanced Functional Materials, 2019, 29 (43): 1904549.
- [15] Qiu D X, Chu Y C, Zeng H X, et al. Stretchable MoS₂ electromechanical sensors with ultrahigh sensitivity and large detection range for skin-on monitoring[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2019, 11(40): 37035-37042.
- [16] Chen S W, Wu N, Ma L, et al. Noncontact heartbeat and respiration monitoring based on a hollow microstructured self-powered pressure sensor[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2018, 10(4): 3660-3667.
- [17] 李帅.光纤式脉搏与呼吸检测方法及实验研究[D]. 天津: 天津大学, 2016: 23-47.

- Li S. Optical fiber pulse and respiration detection method and experimental study[D]. Tianjin: Tianjin University, 2016: 23-47.
- [18] Wo J H, Wang H, Sun Q Z, et al. Noninvasive respiration movement sensor based on distributed Bragg reflector fiber laser with beat frequency interrogation[J]. Journal of Biomedical Optics, 2014, 19(1): 017003.
- [19] 王睿航. 基于马赫-曾德尔干涉原理呼吸与脑电检测方法的研究[D]. 天津: 天津大学, 2018: 13-31.

 Wang R H. Research on respiratory and EEG detection method based on Mach-Zehnder interference principle[D].

 Tianjin: Tianjin University, 2018: 13-31.
- [20] 钟丽辉, 魏贯军. 基于 Mallat 算法的小波分解重构的心电信号处理[J]. 电子设计工程, 2012, 20(2): 57-59. Zhong L H, Wei G J. Wavelet decomposition and reconstruction denoising based on the Mallat algorithm [J]. Electronic Design Engineering, 2012, 20(2): 57-59.
- [21] 梁梦云. 面向儿童肺炎的呼吸检测系统设计及其分类研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2021: 33-46.
 Liang M Y. Design and classification of respiratory detection system for children pneumonia[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2021: 33-46.
- [22] 刘喆, 孟辉, 张永彬, 等. 基于LLE与Gold-SA-SVM的 海藻三维荧光光谱门类识别[J]. 光学学报, 2022, 42(4): 0430001. Liu Z, Meng H, Zhang Y B, et al. Category recognition of three-dimensional fluorescence spectra of algae based on LLE and gold-SA-SVM[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(4): 0430001.
- [23] 李超. 粒子群优化算法改进策略及其应用研究[D]. 无锡: 江南大学, 2021: 15-29.

 Li C. Improvement strategies for particle swarm optimization algorithms with applications[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2021: 15-29.