

文章编号: 2095-4980(2019)03-0489-06

高光谱技术在血迹分类识别中的应用

李成成^{1,2,3,5}, 赵明富^{*1,2,3}, 汤斌^{1,2,3}, 罗彬彬^{1,2,3}, 邹雪^{1,2,3}, 王博思⁴

(1.重庆理工大学 电气与电子工程学院, 重庆 400054; 2.光纤传感与光电检测重庆市重点实验室, 重庆 400054;
3.重庆市现代光电检测技术与仪器重点实验室, 重庆 400054; 4.招商局重庆交通科研设计院有限公司, 重庆 400067;
5.中国电子科技集团公司 第八研究所, 安徽 合肥 230000)

摘 要: 利用高光谱技术对血迹种类进行无损识别研究。采用小波变换技术对 400~950 nm 之间的原始光谱进行去噪处理, 并对处理后的光谱进行特征波段选择, 建立全波段和特征波长下的血迹种类识别模型。结果表明, 利用特征波长与支持向量机(SVM)结合建立的血迹种类识别模型的识别准确率及识别时间分别为 98%和 0.2 s, 优于全波段建立的模型。研究表明, 采用高光谱技术对血迹种类识别是可行的。

关键词: 血迹; 高光谱; 分类

中图分类号: TN911.74

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201903.0489

Application of hyperspectral technology in classification and recognition of bloodstains

LI Chengcheng^{1,2,3,5}, ZHAO Mingfu^{*1,2,3}, TANG Bin^{1,2,3}, LUO Binbin^{1,2,3}, ZOU Xue^{1,2,3}, WANG Bosi⁴

(1.School of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China;
2.Chongqing Key Laboratory of Optical Fiber Sensor and Photodetector, Chongqing 400054, China;
3.Chongqing Key Laboratory of Modern Photoelectric Detection Technology and Instrument, Chongqing 400054, China;
4.China Merchants Chongqing Communications Technology Research & Designing Co., Chongqing 400067, China;
5.The 8th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hefei Anhui 230000, China)

Abstract: Nondestructive identification of blood type is studied by hyperspectral technology in this paper. The original spectrum between 400–950 nm is denoised by wavelet transform, and then the characteristic spectrum of the processed spectrum is selected, finally the bloodstain type recognition models in the whole band and characteristic wavelengths are established. The results show that the model established in the characteristic wavelength combined with Support Vector Machine(SVM) can realize recognition accuracy of 98% and recognition time of 0.2 s, which is better than that of the model in full band. Research indicates that the hyperspectral technology is feasible for identifying the bloodstain types.

Keywords: bloodstain; hyperspectral; classification

案发现场中痕迹种类的提取对于案件的侦破具有重要意义, 特别在命案现场, 血迹则是一种非常重要的痕迹种类^[1]。案发现场的血迹并不是孤立存在, 一般会被嫌疑人故意破坏, 造成案发现场的血迹难以直观区分。如何对案发现场的血迹进行有效提取和识别, 对于案件的快速侦破具有重要意义。

高光谱技术可同时采集物体的图像及光谱, 对采集到的目标图像进行感兴趣区域(Region Of Interest, ROI)光谱数据的提取, 然后对物体特定区域图像及对应的光谱进行有效分析^[2]。传统的光谱分析技术, 只对物体的光谱数据进行采集分析, 无法将图像和光谱融合。高光谱技术可以对物体的图像和光谱数据进行同步分析, 相比单一的光谱技术和图像技术, 高光谱技术体现出其特有的优势, 既可对物体的外部特征进行表征, 也可对物体内部理化特征进行分析。目前, 高光谱技术涉及农业、无损检测、微生物分类识别等方面: 李岚涛等^[3]对冬油菜磷素营养与冠层光谱间的定量关系进行研究, 将高光谱技术和 FDR-PLS 模型结合, 提取出油菜叶片磷含量的有效波

收稿日期: 2017-11-21; 修回日期: 2018-01-31

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51276209); 重庆市科委基础与前沿研究资助项目(cstc2014jcyjA0081)

*通信作者: 赵明富 email: zmf@cqu.edu.cn

段,为冬油菜磷素营养的无损、精确评估提供一种新的思路;赵明富等^[4]采用高光谱技术对食品进行无损检测,采用改进贝叶斯分类器对 5 个损伤级别的马铃薯样本进行识别,发现改进贝叶斯分类器结合高光谱技术的识别率达到 95%以上;余伟等^[5]运用高光谱技术对大肠杆菌、李斯特菌和金黄色葡萄球菌进行快速识别和分类,并将竞争性自适应重加权算法与高光谱技术结合,使得预测卷样本的识别准确率达到 100%,为细菌菌落高精度、快速、无损识别提供一种有效方法。

对血迹分类识别方面的研究,目前学者主要集中于传统光谱测量技术。赵明富等^[6]采用微型光纤光谱仪对不同陈旧时间下的血迹样本进行测量,研究结果表明,随着血迹的陈旧时间不断增加,血迹的吸光度也在不断上升,血迹的吸光度与死亡时间呈现正相关的趋势;董永芳等^[7]将可见反射光谱技术应用于血迹年龄预测中,研究结果表明,遗传区间偏最小二乘法与可见反射光谱技术结合可作为一种可靠的精确预测血迹年龄的方法;万雄等^[8]采用近红外透射光谱对犬、猫、鸡三类常见动物全血样品进行了透射光谱测量,发现不同动物的血迹透射光谱图在整体透射率上有差别;赵明富等^[9]将高光谱技术应用于指纹识别研究,对血指纹的高光谱图像进行主成分分析,提取 415 nm、550 nm 和 630 nm 三个特征波长进行分析,结果表明高光谱技术应用于指纹识别研究可达到 90%的准确率。

基于上述文献可以发现,高光谱技术主要应用于食品、农业无损检测等方面,血迹方面的研究主要集中于陈旧度、年龄预测等,高光谱技术应用于血迹分类识别的研究则比较少。因此,本文运用高光谱成像技术对血迹进行分类识别,并结合多种算法对血迹样本进行分类识别。

1 材料与方法

1.1 实验样本

实验所用人血在校医院现场采集,密封于真空管中;从超市购买健康的鸡和兔子,在实验室用真空管现场抽取鸡血与兔子血,从而保证样本的来源具有可靠性。

1.2 实验仪器

实验采用高光谱相机(Image- λ -V10E-LU,Zolix,北京)进行数据采集,高光谱相机的光谱测定范围为 360~1 000 nm。高光谱相机采集系统如图 1 所示,光源采用配套的 AvaLight-DHS 型氙-卤钨灯,可提供从 215~2 500 nm 的高稳定性的连续输出光谱,光谱分析软件采用 Specview 软件。

1.3 高光谱数据采集

对样本进行数据采集之前,先采集高光谱相机自带的白板和黑板,以便对采集的高光谱数据进行校正处理,消除室内环境及机器光源等外部因素的影响。实验前需要将高光谱相机镜头、聚光棒及载物台的位置固定,实验中不再改变其位置,并将载物台的移动速度及曝光时间分别设置为 1 cm/s 和 20 ns。采集玻璃、纸、布 3 种介质上的人血、鸡血和兔血的高光谱数据,通过 Specview 软件分析处理得到血迹图像中任意像素的光谱信息,并以.txt 格式输出。

2 微量血迹识别方法

2.1 ROI 选取

ROI 是从血迹图像中选取的重点分析区域,可以选择血迹的整体图像,也可以只选取血迹图像中的部分图像,ROI 的选取对于后续的分析具有重要作用。本实验统一选取血迹中间区域部分作为感兴趣区域,将此区域内所有光谱数据的平均值作为该血迹样本的光谱数据。

2.2 光谱数据预处理

由于采集过程中光谱信号受到高光谱相机配套光源、实验室环境等因素的影响,导致测量的光谱数据存在噪声干扰,因此要对采集到的光谱数据进行去噪处理。小波变换可以实现对高光谱数据的去噪处理,利用 Matlab 软件构建正交 db4 小波,进行 5 级分解,对高光谱数据进行去噪处理。由于高光谱相机采取的原始数据波段较多,若将所有波段的数据进行建模处理,计算量比较大,也会降低分类识别的准确性。因此,本实验将对血迹光谱进行全波段建模及选取特征波段建模 2 种方式进行分类识别,以求寻找一种快速、准确的分类识别方法。

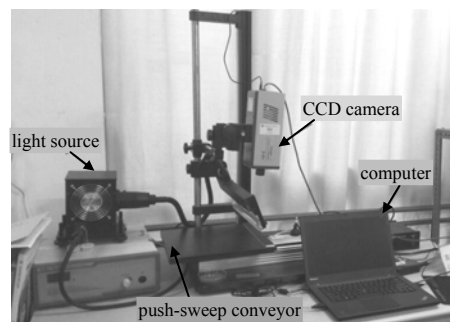


Fig.1 Hyperspectral imaging system
图 1 高光谱成像系统

2.3 识别算法

不同物种血迹的化学组成存在差异,因此所得到的光谱数据也不同^[10]。人工神经网络具有较高的自适应性,通过对预先提供的数据进行分析,挖掘数据之间的规律,再对这些规律进行推算,从而得到神经网络新的输入参数与最优的输出结果。因此,本实验将采用人工神经网络对血迹进行分类识别。

1) BP 神经网络模型

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,由输入层、中间层和输出层组成^[11]。本文设计的 BP 神经网络模型工作流程如下:

a) 根据血迹组数 N 和分类识别数 k 确定神经网络各层的节点个数 n, l, m , 初始化模型内部变量输入-中间层节点权值 p_{ij} 、中间-输出层节点权值 b_{js} 、中间层阈值 c 、输出层阈值 d 。其中 i, j, s 的取值为 $(i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, l; s=1, 2, \dots, m)$;

b) 根据 N, p_{ij} 和 c 的值, 计算隐含层输出 h ;

c) 根据隐含层的输出 h 、权值 b_{js} 和阈值 d , 计算神经网络预测输出 $u_k (k=1, 2, \dots, m)$;

d) 根据神经网络的预测输出 u_k 和实际输出 r_k , 计算神经网络的预测误差 e_k ;

e) 根据计算得到的误差 e_k , 对前面设定的权值 b_{js} 和阈值 d 进行修改;

f) 判断结果是否达到误差最小, 如果误差最小, 则输出预测结果; 否则, 返回 b)。

2) SVM 模型

支持向量机(SVM)可以看成一种非线性映射函数,把原来的训练数据作为输入数据映射到较高的维,在新的维上可以实现超平面分割^[12]。即将输入数据映射在多维空间中,然后对多维空间根据需求进行分类,用一个核函数代替高维空间中的内积运算,将非线性问题转化为高维空间的线性运算问题。SVM 的结构如图 2 所示。

其中 $\Phi(x, x_i)$ 是核函数,指存在 $x, z \in X$, X 属于 R^n 空间,非线性函数 Φ 实现输入空间 X 到特征空间 Y 的映射,其中 Y 属于 R^l , $n < l$ 。核函数的引入可以减小计算量,并能够和不同的算法相结合。核函数的主要类型有:

线性核函数: $\Phi(x, x_i) = x^T x_i$;

多项式核函数: $\Phi(x, x_i) = (rx^T x_i + r)p$, $r > 0$;

径向基核函数: $\Phi(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|_2)$, $\gamma > 0$;

两层感知器核函数: $\Phi(x, x_i) = \tanh(\gamma x^T x_i + r)$ 。

本文通过仿真验证,选取线性核函数作为核函数,对血迹种类进行分类识别。

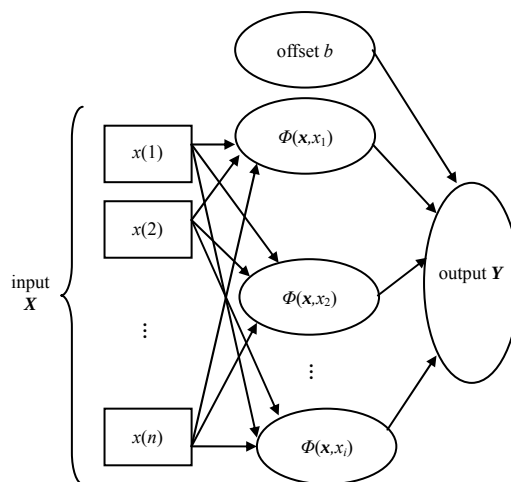


Fig.2 Diagram of SVM structure

图2 支持向量机结构图

3 实验结果与分析

3.1 血迹光谱分析

对玻璃、纸及布 3 种介质上的血迹进行高光谱图像采集,并提取相同的感兴趣区域,得到鸡、兔子及人的血迹光谱如图 3 所示。光谱范围在 400~950 nm,在 400~550 nm 之间血迹光谱的吸光度都比较低,在 550~850 nm 之间,血迹光谱之间的差异性则比较明显。本文采用方差分析对 500~850 nm 之间的光谱数据进行显著性检验,发现 3 种介质上不同血迹间零假设存在的概率 P 远小于 0.01,由此可以说明处于这个波段的血迹光谱存在一定的差异,与文献[8]得到不同动物的血迹光谱存在差别的结论是一致的。

3.2 全波段建模识别

本实验采用 BP 神经网络和 SVM 网络 2 种分类识别模型对血迹种类进行全波段光谱处理,将同种介质上的

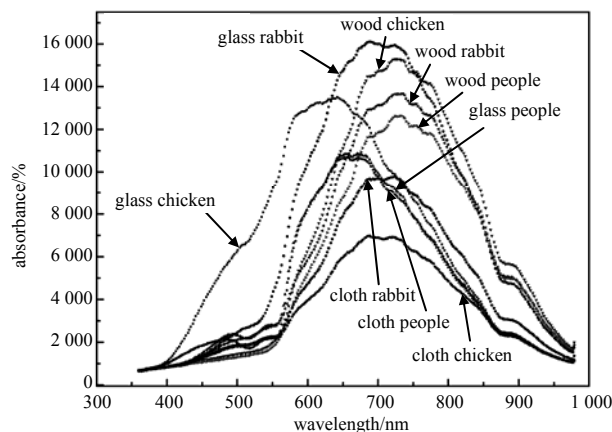


Fig.3 Spectrogram of different bloodstains on three kinds of media

图3 三种介质上的不同血迹光谱图

不同血迹作为识别目标，将采集到的血迹光谱数据全部作为建模集和预测集，分别利用 BP 神经网络和 SVM 网络构建识别模型。

表 1 BP 神经网络模型识别结果
Table1 Recognition results of BP neural network model

media type	sample number	identification results(accuracy rate/%)			comprehensive accuracy rate/%	t/s
		chick	people	rabbit		
glass	1 080	0.550 4	0.252 2	0.889 8	0.564 1	1.39
wood	1 080	0.552 2	0.421 5	1.000 0	0.657 9	2.62
cloth	1 080	0.813 6	0.616 4	0.380 5	0.603 5	1.48

从表 1 可以看出，利用 BP 神经网络对血迹光谱进行全波段建模，识别准确率可达到 55%以上，但受介质因素影响，不同血迹的识别准确率受一定限制。布和玻璃 2 种介质上的血迹的识别时间比较相近，对纸上的血迹识别时间较长，且识别准确率也有所降低。

表 2 SVM 分类模型识别结果
Table2 Recognition results of SVM classification model

media type	sample number	identification results(accuracy rate/%)			comprehensive accuracy rate /%	t/s
		chick	people	rabbit		
glass	1 080	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.65
wood	1 080	0.284 4	1.000 0	0.201 1	0.495 1	0.44
cloth	1 080	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.27

从表 2 可以看出，利用 SVM 模型对血迹光谱进行全波段建模，平均识别准确率可达到 80%以上，但受介质因素影响，玻璃和布 2 种介质上的识别准确率可达到 100%，但纸上血迹的识别准确率仅有 50%。3 种介质上的血迹的识别时间比较相近，相比 BP 神经网络，SVM 在识别准确率及识别时间上均有所提升。

3.3 特征波段提取建模

为减少高光谱图像中数据的冗余问题，并减少模型识别时的计算量，本实验将对高光谱数据进行波段优选，筛选能代表大信息量的光谱波段作为识别模型的输入，在此基础上再与 BP 神经网络和 SVM 模型结合，建立优选波段的血迹分类识别模型。

表 3 BP 神经网络模型识别结果
Table3 Recognition results of BP neural network model

media type	sample number	identification results(accuracy rate/%)			comprehensive accuracy rate/%	t/s
		chick	people	rabbit		
glass	480	0.731 5	0.825 0	1.000 0	0.852 1	0.89
wood	480	0.590 9	0.424 2	1.000 0	0.671 7	1.06
cloth	480	0.765 1	0.475 9	1.000 0	0.747 1	0.78

从表 3 可以看出，将提取特征波段以后的光谱与 BP 神经网络结合，可以大大提高血迹种类的识别精确度，相比全波段光谱与 BP 神经网络结合建模，特征波段提取建模可以减少识别时间。综合对比识别准确率与运行时间可以看出，提取特征波段建模可以获得较高的识别准确率，同时可以有效减少识别所需时间。

表 4 SVM 分类模型识别结果
Table4 Recognition results of SVM classification model

media type	sample number	identification results(accuracy rate/%)			comprehensive accuracy rate/%	t/s
		chick	people	rabbit		
glass	480	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.23
wood	480	1.000 0	1.000 0	0.984 4	0.984 4	0.22
cloth	480	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.24

从表 4 可以看出，将提取特征波段以后的光谱与 SVM 模型结合，可以大大提高血迹种类的识别精确度，相比全波段光谱与 SVM 模型结合建模，特征波段提取建模可以减少识别时间。综合对比识别准确率与运行时间可以看出，提取特征波段建模可以获得较高的识别准确率，同时可以有效减少识别所需时间。

3.4 不同模型的识别结果比较分析

通过实验可以发现，高光谱技术对血迹种类进行识别可以达到很好的效果。全波长模型与特征波段模型相比，全波长光谱与 BP 神经网络结合的识别率为 55%，全波长光谱与 SVM 模型结合的识别率为 80%，识别时间集中在 1 s 左右；特征波段光谱与 BP 神经网络结合的识别率为 80%，特征波段光谱与 SVM 模型结合的识别率为 98%，

并且特征波段光谱与 SVM 模型结合的识别时间可以缩短到 0.2 s。综上所述, SVM 模型较 BP 神经网络模型在血迹种类识别方面有较高的识别率,并且运算时间也很短。

4 结论

本文利用高光谱技术研究了血迹分类识别的方法,对采集到的血迹光谱进行去噪处理,并对光谱数据采用全波段光谱与特征波段光谱建模 2 种方式,结合 BP 神经网络模型、SVM 模型对人血、鸡血、兔血进行了分类识别。结果表明高光谱技术与 BP 神经网络模型和 SVM 模型结合,对于血迹分类识别具有很好的识别率,其中 SVM 模型相比 BP 神经网络模型的血迹分类识别效果更好,其血迹平均识别正确率可以达到 99.82%,运算时间仅用 0.2 s。由于高光谱数据所包含的信息较多,运算量较大,因此本文对血迹光谱数据进行全波段光谱与特征波段光谱建模 2 种方式进行探究,发现特征波段光谱建模具有较高的识别率,这是因为选取了 500~850 nm 之间的数据,而这部分光谱数据能够代表不同血迹的成分区别,并能够减少识别时间。高光谱技术相比于传统的血迹识别方法如沉淀反应、琼脂扩散试验、对流电泳试验等,具有无损、方便、快捷等特点,能够为实现快速、无损识别血迹种类提供一种有效的方法。

参考文献:

- [1] 樊学勇,杨涛. 刑事诉讼视野下的法医物证应用研究[J]. 证据科学, 2012,20(1):60-67. (FAN Xueyong, YANG Tao. Research of forensic application from criminal procedure perspective[J]. Journal of Law & Medicine, 2012,20(1):60-67.) DOI:10.3969/j.issn.1674-1226.2012.01.007.
- [2] ZHANG X, LIU F, HE Y, et al. Detecting macronutrients content and distribution in oilseed rape leaves based on hyperspectral imaging[J]. Biosystems Engineering, 2013,115(1):56-65. DOI:10.1016/j.biosystemseng.2013.02.007.
- [3] 李岚涛,汪善勤,任涛,等. 基于高光谱的冬油菜叶片磷含量诊断模型[J]. 农业工程学报, 2016,32(14):209-218. (LI Lantao, WANG Shanqin, REN Tao, et al. Evaluating models of leaf phosphorus content of winter oilseed rape based on hyperspectral data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016,32(14):209-218.) DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2016.14.028.
- [4] 赵明富,刘自迪,邹雪,等. 基于高光谱成像技术对马铃薯外部缺陷的识别[J]. 激光杂志, 2016(3):20-24. (ZHAO Mingfu, LIU Zidi, ZOU Xue, et al. Detection of defects on potatoes by hyperspectral imaging technology[J]. Laser Journal, 2016(3):20-24.) DOI:10.14016/j.cnki.jgzz.2016.03.020.
- [5] 余伟,彭宽宽,陈伟,等. 基于高光谱技术的培养基上细菌菌落分类方法研究[J]. 分析化学, 2016(8):1221-1226. (YU Wei, PENG Kuankuan, CHEN Wei, et al. Classification of bacterial colonies on agar plates using hyperspectral imaging technology[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2016(8):1221-1226.) DOI:10.11895/j.issn.0253-3820.160053.
- [6] 赵明富,冯小平,张政委,等. 基于光谱分析技术的不同介质血迹陈旧度研究[J]. 压电与声光, 2013,35(6):806-809. (ZHAO Mingfu, FENG Xiaoping, ZHANG Zhengwei, et al. Study on detection of bloodstain age in different objects based on spectroscopy technology[J]. Piezoelectrics & Acousto-optics, 2013,35(6):806-809.) DOI:10.3969/j.issn.1004-2474.2013.06.010.
- [7] 董永芳,孟耀勇,张平丽,等. 基于可见反射光谱和遗传区间偏最小二乘法的血迹年龄预测研究[J]. 光学学报, 2015,35(8):369-374. (DONG Yongfang, MENG Yaoyong, ZHANG Pingli, et al. Accurate age estimation of bloodstains based on visible reflectance and genetic algorithm interval partial Least Squares[J]. Acta Optica Sinica, 2015,35(8):369-374.) DOI:10.3788/aos201535.0830001.
- [8] 万雄,王建,刘鹏希,等. 近红外透射光谱的动物全血鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2016,36(1):80-83. (WAN Xiong, WANG Jian, LIU Pengxi, et al. Identification of animal whole blood based on near infrared transmission spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016,36(1):80-83.) DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2016)01-0080-04.
- [9] 赵明富,夏曦,张政委,等. 基于高光谱图像技术的指纹识别研究[J]. 激光杂志, 2013,34(1):45-47. (ZHAO Mingfu, XIA Xi, ZHANG Zhengwei, et al. Study on detection of fingerprint recognition based on hyperspectral imaging technology[J]. Laser Journal, 2013,34(1):45-47.) DOI:10.3969/j.issn.0253-2743.2013.01.022.
- [10] 张胤鸣. 基于 FTIR 光谱技术鉴别血痕种属及形成时间的实验研究[D]. 西安:西安交通大学, 2017. (ZHANG Yinming. The estimation of time since deposition and species of bloodstains based on FTIR spectroscopy[D]. Xi'an, China: Xi'an Jiaotong University, 2017.)

- [11] 毛国庆,滕奇志,吴拥,等. 基于 BP 神经网络的剩余油形态识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2014,12(6):858-864. (MAO Guoqing,TENG Qizhi,WU Yong,et al. Shape recognition of remained oil based on BP neural network[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2014,12(6):858-864.) DOI:10.11805/TKYDA201406.0858.
- [12] LIU Yufei,PI Dechang,CHENG Qiyu,et al. Ensemble kernel method:SVM classification based on game theory[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2016,27(1):251-259. DOI:10.1109/JSEE.2016.00025.

作者简介:



李成成(1992-), 男, 安徽省阜阳市人, 硕士, 工程师, 主要研究方向为信息获取技术与处理.email:932015647@qq.com.

赵明富(1964-), 男, 重庆市人, 博士, 教授, 主要研究方向为光纤生物化学传感技术、信息获取技术与处理.

汤 斌(1985-), 男, 重庆市人, 博士, 讲师, 主要研究方向为环境光谱学.

邹 雪(1988-), 女, 重庆市人, 硕士, 讲师, 主要研究方向为光纤传感技术、光信号处理.

王思博(1989-), 男, 重庆市人, 在读博士研究生, 工程师, 主要研究方向为智能交通.

罗彬彬(1981-), 男, 广西壮族自治区河池市人, 博士, 副教授, 主要研究方向为光纤传感技术、光信号处理.

(上接第 473 页)

- [13] 杨国润,肖飞,范学鑫,等. 三电平直流变换器混杂系统建模与控制[J]. 电源学报, 2018,16(3):1-8. (YANG Guorun, XIAO Fei,FAN Xuexin,et al. Hybrid modeling and control for three-level DC-DC converter[J]. Journal of Power Supply, 2018,16(3):1-8.)
- [14] 张波. 电力电子变换器非线性混沌现象及其应用研究[J]. 电工技术学报, 2005(12):1-6,12. (ZHANG Bo. Study of nonlinear chaotic phenomena of power converters and their applications[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005(12):1-6,12.)
- [15] 周进,何志琴,杨睿琬,等. DC/DC 变换器 Buck 电路建模分析与控制研究[J]. 电测与仪表, 2017,54(9):95-100. (ZHOU Jin,HE Zhiqin,YANG Ruiwan,et al. Modeling analysis and control research of DC /DC converter Buck circuit[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017,54(9):95-100.)
- [16] 李振华,周国华,刘啸天,等. 电感电流伪连续导电模式下 Buck 变换器的动力学建模与分析[J]. 物理学报, 2015, 64(18):209-218. (LI Zhenhua,ZHOU Guohua,LIU Xiaotian,et al. Dynamics modeling and analysis of Buck converter with inductive current pseudo-continuous conduction mode[J]. Acta Physica Sinica, 2015,64(18):209-218.)

作者简介:



孙芳雅(1994-), 女, 长春市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为智能开关变换及控制、混沌动力学.email:1370533809@qq.com.

祝熙彤(1996-), 女, 吉林省德惠市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为智能开关变换及控制、混沌动力学.

李泽宇(1997-), 男, 呼和浩特市人, 在读本科生, 主要研究方向为智能开关变换、混沌动力学.

徐红梅(1975-), 女, 吉林省德惠市人, 副教授, 主要研究方向为智能开关变换及控制、混沌动力学、无线通信技术.