

深度学习与激光诱导荧光在假酒识别中的应用

来文豪¹, 周孟然¹, 王亚¹, 胡锋¹, 李大同¹, 赵舜²

¹安徽理工大学电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232000;

²School of Electronic and Electrical Engineering, University of Leeds, Woodhouse Ln, Leeds LS2 9JT W Yorkshire, England

摘要 假酒的快速识别在食品安全领域具有重要意义,但现有的白酒检测技术无法既快速又准确地识别市售假酒。提出一种快速辨识白酒真假的方法,即利用激光诱导荧光技术获取待测白酒的荧光光谱,调整其大小后输入深度学习算法,进而辨识其真假。实验酒样选取4个样本,包括3个品牌的2种度数的白酒,每种酒样采集100个荧光光谱,然后从每种酒样的100个光谱中随机选取80个用于深度学习算法模型的训练,剩余20个用于测试训练好的模型。结果表明:品牌不同、度数不同的白酒,其荧光光谱都存在明显差异。在模型测试中,4种酒样荧光光谱的识别率为98.44%。激光诱导荧光技术结合深度学习能准确识别出白酒的品牌与度数。

关键词 光谱学; 荧光光谱; 激光诱导荧光; 假酒识别; 深度学习

中图分类号 O657.3

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.043001

Application of Counterfeit Liquor Recognition Based on Deep Learning and Laser Induced Fluorescence

Lai Wenhao¹, Zhou Mengran¹, Wang Ya¹, Hu Feng¹, Li Datong¹, Zhao Shun²

¹School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan, Anhui 232000, China;

²School of Electronic and Electrical Engineering, University of Leeds, Woodhouse Ln, Leeds LS2 9JT W Yorkshire, England

Abstract The fast recognition of counterfeit liquor is significant in the field of food safety, while the existing liquor detection technologies cannot quickly identify various kinds of counterfeit liquors in the market. We propose a quick method of liquor-authenticity identifying. Firstly, we use laser induced fluorescence technique to collect fluorescence spectra of the liquor under test. Then we adjust the size of fluorescence spectra to input into the deep learning algorithm. Finally, we can identify the authenticity based on the algorithm. We select four samples, which are three liquor brands with two liquor degrees, and collect 100 fluorescence spectra for each liquor sample. Then we select 80 spectra from the 100 spectra randomly for model training deep learning algorithm. Finally, we detect the rest 20 spectra for the trained model. The experimental results show that there are significant differences of fluorescence spectra in different liquor brands and different liquor degrees. In model test, the recognition rate of fluorescence spectra in four samples is 98.44%. The results indicate that the laser induced fluorescence technology and deep learning can identify the brand and degree of liquor precisely.

Key words spectroscopy; fluorescence spectra; laser induced fluorescence; counterfeit liquor recognition; deep learning

OCIS codes 300.2530; 100.4994

收稿日期: 2017-09-26; 收到修改稿日期: 2017-10-26

基金项目: 2016年高校优秀青年人才支持计划重点项目(gxyqZD2016194)

作者简介: 来文豪(1992—),男,硕士研究生,主要从事图像处理、深度学习方面的研究。E-mail: whlai9@163.com

导师简介: 周孟然(1965—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事光电信息处理方面的研究。

E-mail: mrzhou8521@163.com

1 引言

在中国几千年的文化里,酒是不可或缺的,中国人对白酒的情怀高于世界任何其他国家。然而近年来白酒市场上充斥着大量的假酒,假酒不仅使消费者蒙受经济损失,而且危害饮用者的身体健康,甚至危及其生命。为了加强市场上白酒的监管力度,需要一种能快速、有效辨识白酒真假的方法。目前,白酒的检测方法有气相色谱法^[1-2]、品红-亚硫酸比色法^[3]、电子鼻法^[4-5]、紫外可见吸收光谱法^[6]等,但这些方法都难以有效地识别市场上的各类假酒。此外,假酒的类型多种多样,如工业酒精勾兑的假酒、高度酒稀释成低度酒、小品牌白酒冒充名牌白酒等,给假酒的检测带来了极大困难。

激光诱导荧光(LIF)技术具有单次检测成本低、测量速度快、灵敏度高优点,可以对被检测物进行定量分析。目前,LIF技术主要应用于燃烧气体浓度的测量^[7-8]、液体中有机物的检测^[9-11]、水源类别的识别^[12-13]等。至今,还未在文献中见到有将LIF技术和深度学习算法相结合用于假酒检测的报道。本文搭建了基于LIF技术的白酒检测系统,将深度学习用于白酒荧光光谱的识别。深度学习概念是Hinton等在2006年首次提出的,在没有人工特征提取的前提下可以实现复杂图像的高精度分类^[14-15]。将深度学习算法和先进的LIF技术相结合,可辨识出被测白酒的品牌与度数,在数据库完备的情况下,能快速和准确辨识被测白酒的真假。

2 深度学习

2.1 深度学习简述

深度学习提出的目的是构建一种模拟人脑运行机理的深层网络,以解决实际问题。相对于浅层机器学习算法,深隐层的网络模型具有更强的特征表达能力,经深度网络学习而获得的特征比人工设计的特征具有更好的泛化能力^[16]。深度学习主要用于图像识别、自然语言处理、语音识别等,并取得了较大成功,尤其是在图像识别领域。

卷积神经网络(CNN)算法作为深度学习领域最具代表性的监督图像分类算法,近年来得到了快速发展,网络深度由最初的LeNet-5^[17]的5层网络结构发展到GoogLeNet^[18]的90多层,其输入图片的像素也从最初的32 pixel×32 pixel增加到227 pixel×227 pixel。微软研究团队利用CNN算法搭建的深度学习模型在ImageNet 2012分类数

据集中的错误率已降低至4.94%^[19],低于人眼的辨识错误率(5.1%)。为准确识别不同白酒的荧光光谱,在酒样光谱识别中选用的深度学习算法为CNN算法。

2.2 CNN理论

CNN算法的学习过程和反向传播(BP)神经网络非常相似,都包含参数的前向传递和误差的反向传播,通过梯度下降法降低网络的训练误差。CNN的结构主要由输入层、卷积层、池化层和全连接层组成,网络的输入层为网络训练数据的入口,输入的可以是一张二维图片,也可以是一张三维图片。

卷积层C为特征提取层,每个神经元的输入与前一层的局部感受视野相连,以提取该局部的特征,卷积的数学形式为

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_j^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l\right), \quad (1)$$

式中 x_j^l 为第 l 个卷积层的第 j 个神经元的输出, $f(x)$ 为激活函, k_{ij}^l 为卷积核矩阵, b_j^l 为偏置, M_j 为第 l 层卷积核数。在BP神经网络中,激活函数一般选用sigmoid函数,但在深层网络中sigmoid函数很容易进入饱和区,严重影响网络的收敛速度,所以在深层网络中,激活函数一般选用relu函数^[20]。relu函数的数学表达式为

$$\text{relu}(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}. \quad (2)$$

一般情况下,每个或多个卷积层后都会连接一个实现局部平均和子抽样的计算层P(池化层),用以降低特征映射的分辨率,池化的数学表达式为

$$x_j^l = f[\beta_j^l \text{Pool}(x_j^{l-1}) + b_j^l], \quad (3)$$

式中 β 为下采样层的权重系数;Pool(\cdot)为池化函数。全连接层是将所有图像的特征图矩阵转换成一维特征向量,在整个卷积神经网络中起到“分类器”的作用,就多分类而言,全连接层会连接一个softmax分类函数,将输出转化为概率(即指数归一化)。

3 LIF系统

物质吸收能量后的辐射光即为荧光,高能量激光照射物质可诱导其发出荧光,荧光光谱是通过测量荧光物质的发光强度随激发光波长变化而获得的光谱。

本研究构建了LIF技术的白酒快速检测系统,系统主要由硬件和软件组成:软件部分是上位机;硬件部分主要由光路部分组成,包括发射波长为

405 nm的激光器、USB2000+型光谱仪、采用直角光路系统的浸入式微型荧光探头和石英光纤。其中,USB2000+光谱仪选用美国海洋光学公司生产的个性化配置光谱仪,接收范围设置为400~799 nm波段,光谱采样间隔设置为0.5 nm,积分时间设置为500 ms。系统结构简图如图1所示。

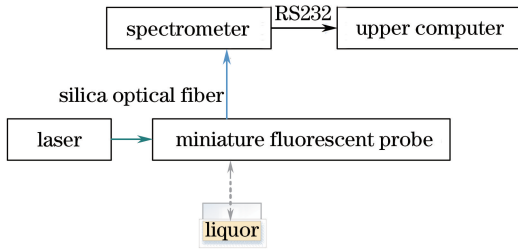


图1 LIF系统结构框图

Fig. 1 LIF system structure diagram

4 实验与分析

4.1 酒样光谱的采集

假酒的类型多种多样,例如工业酒精勾兑的假酒(含有大量甲醇)、高度酒勾兑的低度酒、假冒名牌酒等。本实验根据常见的假酒类型,选取4种酒作为实验样本,分别命名为酒样A、B、C、D,其中酒样A为56度牛栏山二锅头(生产厂商为北京顺鑫农业股份有限公司牛栏山酒厂),酒样B为42度牛栏山

二锅头(生产厂商为北京顺鑫农业股份有限公司牛栏山酒厂),酒样C为市场上10元500 mL的56度散酒(生产厂商未知),酒样D为42度小青花(生产厂商为保定古泉酒业有限公司)。

实验中,每个酒样在相同环境下各采集了100个荧光光谱图,其中每种酒样的80个荧光光谱用于深度学习模型的训练,剩余的20个荧光光谱用于模型的测试。图2为实验中4种酒样的原始荧光光谱。

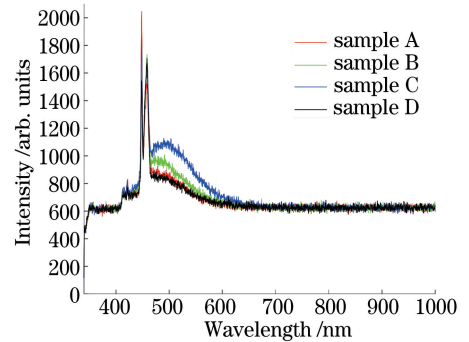


图2 4种酒样的荧光光谱

Fig. 2 Fluorescence spectra of four samples

由图2中4种酒样的荧光光谱可知,不同白酒荧光强度的差异主要在400~600 nm波段。图3为同一品牌不同度数白酒的荧光光谱,图4~5为不同品牌相同度数白酒的荧光光谱。

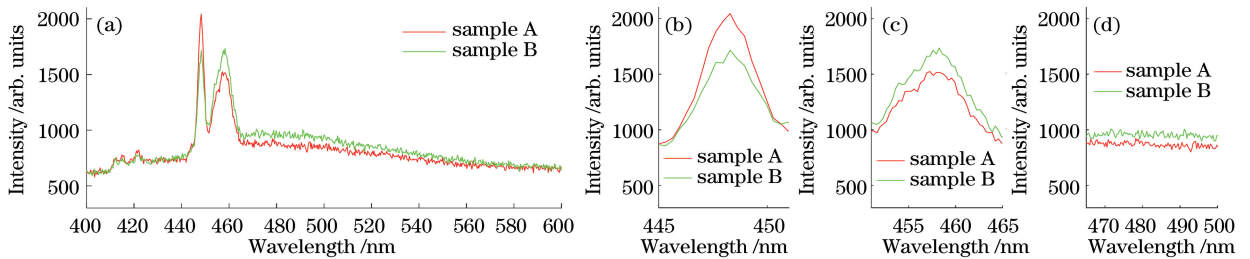


图3 (a)相同品牌不同度数白酒的荧光光谱;(b)第一波峰局部图;(c)第二波峰局部图;(d)465~500 nm波段的光谱

Fig. 3 (a) Fluorescence spectra of samples with same brand and different degrees; (b) local diagram of the first wave peak; (c) local diagram of the second wave peak; (d) local fluorescence spectra in band of 465-500 nm

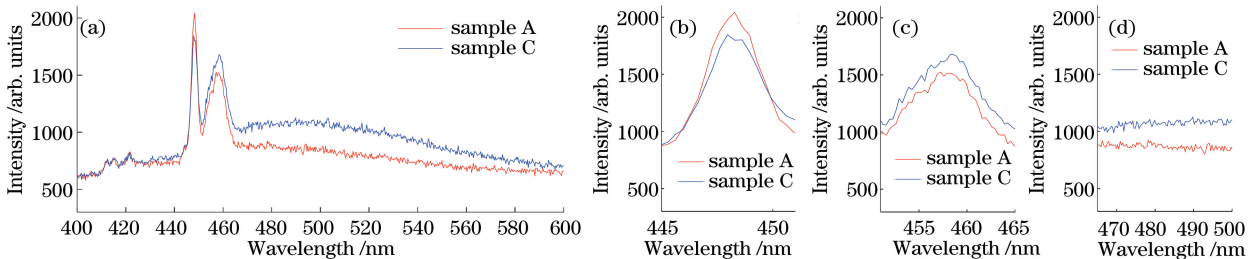


图4 (a)56度不同品牌白酒的荧光光谱;(b)第一波峰局部图;(c)第二波峰局部图;(d)465~500 nm波段的光谱

Fig. 4 (a) Fluorescence spectra of samples with different brands and same degree; (b) local diagram of the first wave peak; (c) local diagram of the second wave peak; (d) local fluorescence spectra in band of 465-500 nm

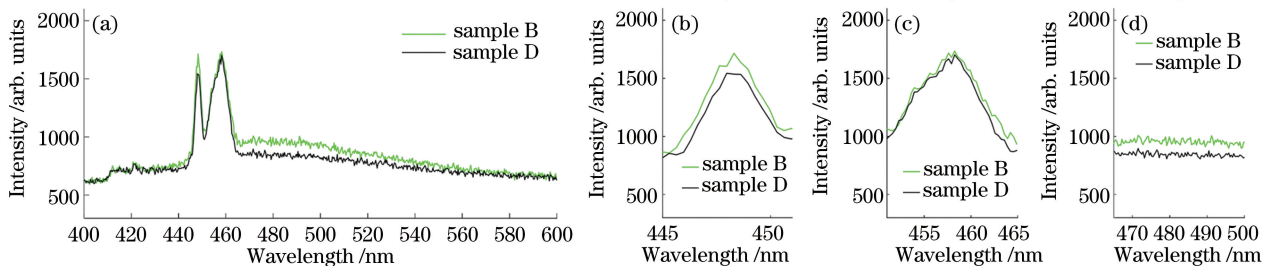


图 5 (a) 42 度不同品牌白酒的荧光光谱; (b) 第一波峰局部图; (c) 第二波峰局部图; (d) 465~500 nm 波段的光谱
Fig. 5 (a) Fluorescence spectra of samples with different brands and same degree of 42; (b) local diagram of the first wave peak; (c) local diagram of the second wave peak; (d) local fluorescence spectra in band of 465-500 nm

为了更清楚地观察不同酒样荧光光谱的差异, 图 3~5 中给出波长在 400~600 nm 之间的酒样的荧光光谱及局部光谱。由图 3 可知, 对于同一品牌的白酒, 度数不同, 其荧光光谱曲线稍有差异。由图 4~5 可知, 度数相同的白酒, 如果品牌不同, 其荧光光谱曲线也会有一定差异。不同品牌、不同度数的白酒, 其光谱曲线图都会有所差别。就假酒而言, 其成分或食用酒精浓度都会有别于真酒, 故而假酒的

荧光光谱图亦会有别于真酒。可见, 将 LIF 技术用于白酒真假的检测是可行的。

4.2 深度学习模型设计

就光谱图而言, 其差别在于光谱曲线的峰值与变化趋势, 与色彩无关, 所以文中深度学习模型中输入的光谱图选黑白图片。为减少模型的训练时间, 输入光谱图的像素为 72 pixel×72 pixel, 如图 6 示。

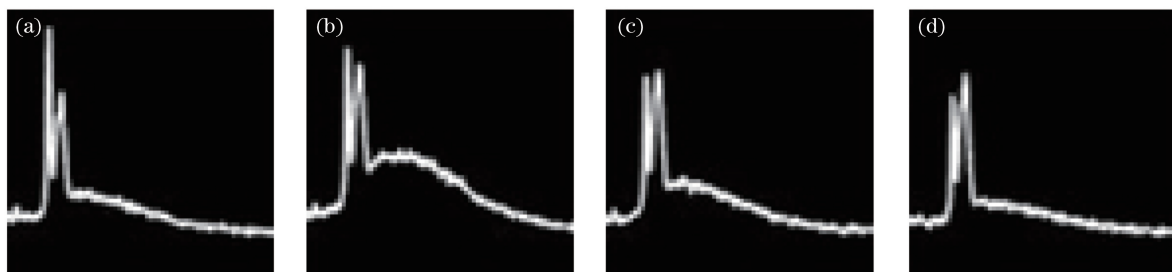


图 6 模型输入的光谱。(a) 酒样 A; (b) 酒样 B; (c) 酒样 C; (d) 酒样 D

Fig. 6 Spectra of the input model. (a) Sample A; (b) sample B; (c) sample C; (d) sample D

深度学习模型的隐层越多, 其分类精度就越高, 但随着模型深度的加深, 其训练时间也在增加。所以在保证深度学习模型分类精度的同时, 应尽可能减少模型的训练时间。文中设计的深度学习模型选用 5 个卷积层, 3 个池化层, 3 个全连接层。卷积层的卷积核大小为 5×5, 步长为 1, 激活函数选用 relu 函数; 池化层采用最大池化法, 池化核为 3×3, 步长为 2, 模型如图 7 所示 (N 为迭代次数, adam 算法是 Tensorflow 函数的一种 CNN 优化算法)。

4.3 酒样光谱的识别

实验中, 利用 Google 的深度学习框架 Tensorflow 搭建出文中设计的深度学习模型, 将 LIF 系统采集的酒样光谱调整大小后输入模型进行训练, 模型训练过程中的分类精度和损失曲线如图 8 示, 其中 loss 为模型训练时的损失函数值。

由图 8 可知, 本研究设计的深度学习模型在训

练时的收敛速度较快, 模型大约经历 1200 次迭代后, 就能稳定地实现酒样光谱的 100% 分类。训练好的模型测试结果如表 1 所示, 共测试 10 次, 取平均值。

表 1 白酒光谱的分类测试结果

Table 1 Classification test result of liquor spectrum

Iteration number	Recognition rate / %
3000	98.44

从表 1 可知, 深度学习训练好的模型对 4 种酒样的识别率为 98.44%, 这表明深度学习模型能准确识别不同白酒的荧光光谱。

4.4 深度学习与 BP 对比

实验中设计的深度学习模型输入光谱图片的像素为 72 pixel×72 pixel, 所以 BP 神经网络的输入层神经元数为 5184 ($5184 = 72 \times 72$), 第一隐层神经元数为 256, 第二隐层为 4 个神经元, 输出节点数为

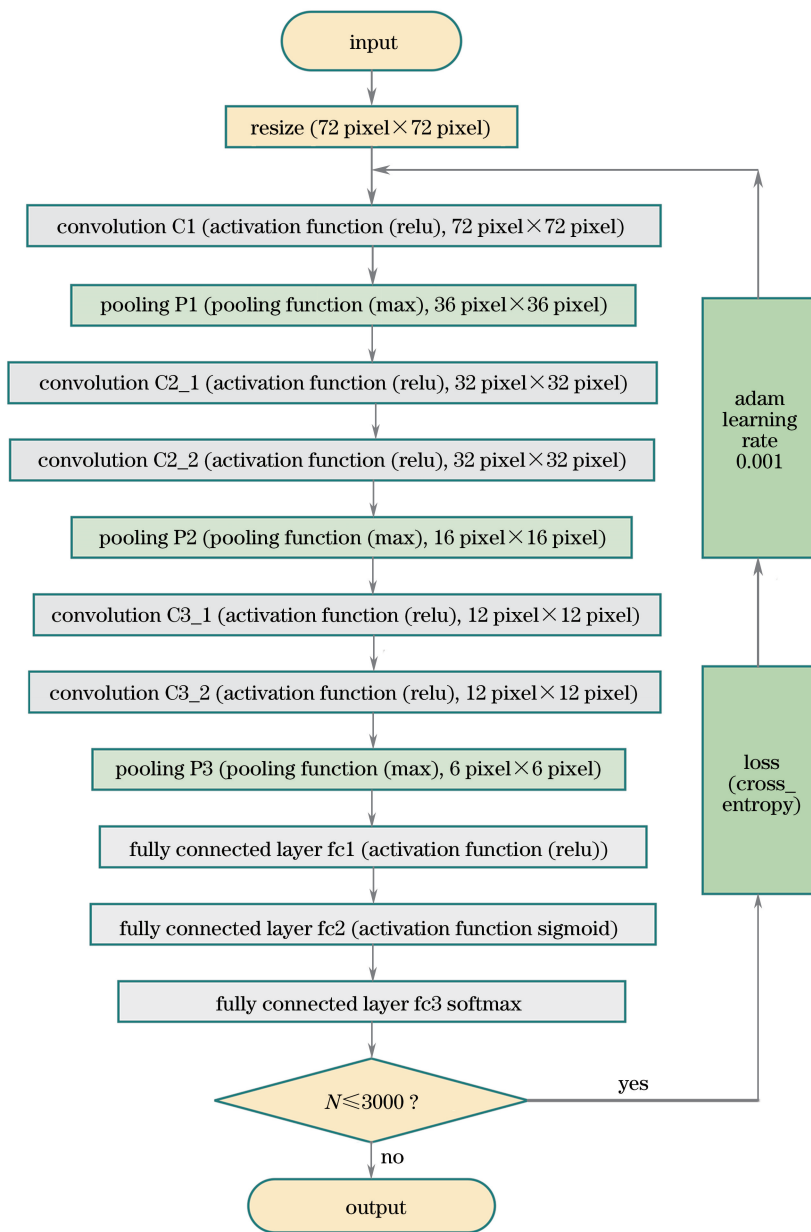


图 7 深度学习模型简图

Fig. 7 Deep learning model flow chart

4. 激活函数为 sigmoid 函数, 学习率取值与深度学习

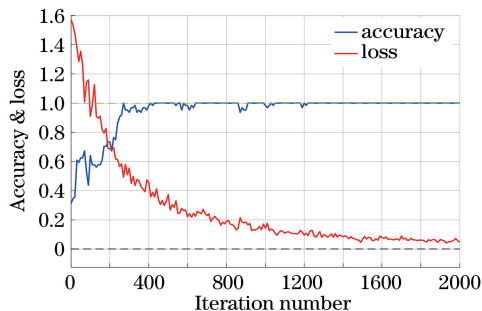


图 8 深度学习模型训练过程曲线图

Fig. 8 Deep learning model training process curves

模型相同, 为 0.001。BP 神经网络的训练精度和深度学习模型训练精度对比如图 8 所示, 训练好的模型的平均测试结果如表 2 所示。

表 2 白酒光谱的分类测试结果

Table 2 Results of classification test of liquor spectrum

Algorithm	Recognition rate /%
Deep learning	98.44
BP neural network	93.75

由表 2 可知, 在酒样光谱图像识别中, 深度学习模型的光谱分类准确率比 BP 神经网络更高。可见, 深度学习在酒样光谱识别中的性能更优异。

5 结 论

构建了基于 LIF 技术的白酒真假辨识系统,利用 LIF 技术快速获取 3 种品牌 2 个度数的白酒的光谱,采用深度学习算法在图片基础上辨识了白酒光谱曲线,进而判别被测酒样的品牌与度数。实验中 4 个酒样的平均辨识率为 98.44%。实验结果表明,LIF 技术结合深度学习算法可有效辨识白酒的真假。因此,基于 LIF 技术和深度学习算法的假酒识别系统能准确辨识不同品牌与度数的白酒,为市售假酒的检测提供了一种新思路与新方法。

参 考 文 献

- [1] Liu H H, Li Y Q, Sun C J. Determination of methanol and fusel oils in alcohol beverages using headspace solid-phase microextraction and gas chromatography [J]. Chinese Journal of Chromatography, 2002, 20(1): 90-93.
刘红河, 黎源倩, 孙成均. 顶空固相微萃取-气相色谱法测定酒中的甲醇和杂醇油[J]. 色谱, 2002, 20(1): 90-93.
- [2] Xu Y. Optimization of the determination conditions for the methanol content in liquor by gas chromatography [J]. Journal of Yunnan Minzu University (Natural Science Edition), 2015, 24(6): 468-471.
许原. 气相色谱法测定白酒中甲醇含量条件优化[J]. 云南民族大学学报(自然科学版), 2015, 24(6): 468-471.
- [3] Su M W, Zhang L, Li J, *et al.* Optimization of fuchsin sulfurous acid method for determination of methanol in liquors[J]. Journal of Hubei University of Education, 2013, 30(8): 35-37.
苏明伟, 张蕾, 李洁, 等. 品红亚硫酸法测定白酒中甲醇的优化研究[J]. 湖北第二师范学院学报, 2013, 30(8): 35-37.
- [4] Chen X L, Gao H R, Huang Z X, *et al.* Application research of the electronic nose analysis in liquor classification and recognition[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2014, 26(7): 386-389.
陈秀丽, 高海荣, 黄振旭, 等. 电子鼻分析方法在白酒分类识别中的应用[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2014, 26(7): 386-389.
- [5] Yin Y, Bai Y, Yu H C, *et al.* Drift elimination method of electronic nose signals based on wavelet analysis and discrimination of white spirit samples [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 219-223.
殷勇, 白玉, 于慧春, 等. 电子鼻鉴别白酒信号小波去漂移方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 219-223.
- [6] He G C, Ci X. The experimental study on the rapid identification of fermented liquor and fake alcohol by ultraviolet light method [J]. Supervision and selection, 1992(9): 35-35.
何高潮, 慈新. 紫外光度法快速鉴别发酵酒串酒及假酒的实验研究[J]. 监督与选择, 1992(9): 35-35.
- [7] Guan X W, Liu J R, Huang M S, *et al.* Detection of CO concentration in a methane-air flame by TP-LIF [J]. High Power Laser and Particle Beams, 2005, 17(1): 17-21.
关小伟, 刘晶儒, 黄梅生, 等. TP-LIF 技术测量甲烷-空气火焰中 CO 的相对浓度分布[J]. 强激光与粒子束, 2005, 17(1): 17-21.
- [8] Liang X H, Ou W N, Ren H, *et al.* Laser-induced fluorescence detection technology [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2008, 45(1): 65-72.
梁锡辉, 区伟能, 任豪, 等. 激光诱导荧光检测技术[J]. 激光与光电子学进展, 2008, 45(1): 65-72.
- [9] Ding J J, Jin B K, Kang J W. Determination of amino acid in formula of traditional Chinese medicine using capillary electrophoresis coupled with laser-induced fluorescence detection [J]. Acta Chimica Sinica, 2009, 67(9): 945-950.
丁娟娟, 金葆康, 康经武. 毛细管电泳-激光诱导荧光用于中药制剂中氨基酸成分的分析[J]. 化学学报, 2009, 67(9): 945-950.
- [10] Ding Z Q, Liu W Q, Zhang Y J, *et al.* Detection of dissolved organic matter concentration using laser-induced fluorescence technique [J]. Acta Photonica Sinica, 2006, 35(2): 217-220.
丁志群, 刘文清, 张玉钧, 等. 激光诱导荧光探测水体中溶解有机物浓度[J]. 光子学报, 2006, 35(2): 217-220.
- [11] Ma J, Zhang X N, Xu M, *et al.* Detection of gastric cancer peritoneal dissemination in nude mouse model by laser-induced fluorescence spectroscopy *in vivo* [J]. Chinese Journal of Lasers, 2009, 36(10): 2566-2570.
马君, 张奚宁, 徐明, 等. 激光诱导荧光技术在体探测裸鼠腹膜胃癌播散[J]. 中国激光, 2009, 36(10): 2566-2570.
- [12] Yan P C, Zhou M R, Liu Q M, *et al.* Research on the source identification of mine water inrush based

- on LIF technology and SIMCA algorithm [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(1): 243-247.
- 闫鹏程, 周孟然, 刘启蒙, 等. LIF技术与SIMCA算法在煤矿突水水源识别中的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(1): 243-247.
- [13] Wang Y, Zhou M R, Yan P C, *et al.* Identification of coalmine water inrush source with PCA-BP model based on laser-induced fluorescence technology [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(3): 978-983.
- 王亚, 周孟然, 闫鹏程, 等. PCA-BP模型在判别基于LIF技术煤矿突水水源的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(3): 978-983.
- [14] Huang H, He K, Zheng X L, *et al.* Spatial-spectral feature extraction of hyperspectral image based on deep learning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(10): 101001.
- 黄鸿, 何凯, 郑新磊, 等. 基于深度学习的高光谱图像空-谱联合特征提取[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(10): 101001.
- [15] Xiao J S, Liu E Y, Zhu L, *et al.* Improved image super-resolution algorithm based on convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0318011.
- 肖进胜, 刘恩雨, 朱力, 等. 改进的基于卷积神经网络的图像超分辨率算法[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0318011.
- [16] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [17] Lecun Y, Bottou L, Bengio Y, *et al.* Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [18] Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, *et al.* Going deeper with convolutions[C]. Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1-8.
- [19] He K, Zhang X, Ren S, *et al.* Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on image net classification [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1026-1034.
- [20] Glorot X, Bordes A, Bengio Y. Deep sparse rectifier neural networks [C]. International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 2011, 15: 315-323.