

基于神经网络校正算法的酒精非接触测量方法

赵雷红, 潘冬宁, 李英杰, 宋源清, 王 蕾, 杜丽华

(青岛市光电工程技术研究院, 山东 青岛 266111)

摘要: 为了解决酒精气体测量过程中其他外界因素对测量浓度影响的问题, 本文结合酒精气体在红外谱段吸收的特性以及 BP 神经网络算法的非线性处理方法提出了一种基于神经网络校正算法的酒精气体非接触测量方法。该算法考虑气体吸收过程中温度、湿度对光强的影响, 将其作为神经网络的输入和测量参数一起进行训练, 同时与常规的数据拟合模型算法进行对比实验, 实验证明该算法取得了较好的效果。

关键词: 红外吸收; 指数拟合; BP 神经网络; 酒精气体; 非接触式

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2021)02-0192-06

A Non-contact Alcohol Measurement Method Based on Neural Network Correction Algorithm

ZHAO Leihong, PAN Dongning, LI Yingjie, SONG Yuanqing, WANG Lei, DU Lihua

(Qingdao Academy for Opto-Electronics Engineering, Qingdao 266111, China)

Abstract: This paper presents a non-contact method for the measurement of alcohol gas emission based on the neural network correction algorithm, to mitigate the influence of external factors on the measurement process. The proposed method combines the characteristics of alcohol gas absorption in the infrared spectrum and the nonlinear processing method of the back propagation(BP) neural network algorithm. The algorithm considers the influence of temperature and humidity on light intensity during the gas absorption process and trains it as the input to the neural network and measurement parameters. Simultaneously, the proposed algorithm is compared with the data fitting algorithm, and the experimental results show that this algorithm achieves better results.

Key words: infrared absorption, exponential fitting, BP neural network, alcohol gas, non-contact

0 引言

酒后驾驶对于社会安全具有极大的威胁, 据 2008 年世界卫生组织的交通事故调查, 大约 50%~60% 的交通事故与酒后驾驶有关。目前, 各国采取的酒驾测量方法多为拦截车辆吹气检测, 这种方法缺点较多: 增加人员接触、阻碍交通、费时费力、检测范围比较片面等。基于以上问题, 需要研究一种非接触的酒精测量方法。近年来红外光谱技术^[1]在光谱分析^[2-3]领域发展越来越迅速, 由于其测量过程不破坏样品且无接触、无污染, 在各种领域中都越来越引起了人们的关注, 目前, 红外光谱技术也已经被应用到污染气体测量^[4-6]、图像分析、食品检测^[7]等各行各业中。本文结合红外探测技术对酒精气体浓度进行分析, 来实现酒精浓度快速、非接触式测量, 此方法也将大大提高酒

精检测效率。

1 系统总体方案

非接触式酒精测量系统^[7-8]基于酒精气体红外光谱吸收原理, 主要由红外光准直发射及接收模块、反射模块和数据处理模块构成。经调制的红外光准直后穿过装有待测气体的空间, 到达反射模块, 并按平行于入射中心光轴光路原路返回到发射端, 再汇聚到红外探测器上。由于酒精气体在红外光谱波段有特征吸收峰, 数据处理模块根据待测气体光谱吸收峰位置和大小与酒精所涉及气体的特征吸收峰进行比较, 对其成分进行分析, 实现待测气体^[9-10]成分判定。

根据酒精气体在红外谱段的吸收特性, 本文采用差分检测技术, 解决了由于振动、光强不稳等外界环境因素引起的基线漂移问题, 实现了红外气体检测的

高精度和快速响应。其次,采用BP-ANN(back propagation-artificial neural network)进行系统建模,通过数据模型学习不断优化模型参数,提出了一种基于神经网络^[11-12]的多环境因子修正算法。

2 建模与仿真

2.1 建立模型

1) 模型拟合

通过收集 HITRAN 光谱数据库的光谱数据选取酒精特征峰,酒精分子在红外波段 2901 cm^{-1} 附近存在吸收峰,可以作为鉴别酒精的特征信息,实现常温常压条件下对酒精蒸汽吸收谱的测量。红外光源产生红外光,经过酒精气团后由于酒精气体对红外光的吸收,光强被减弱。吸收后的光强分别经过两个滤光片,一个是对酒精气体吸收敏感的滤光片称为信号通道,一个是对酒精气体不敏感的滤光片称为参考通道。之后光电探测器接收光强信号变化传给数据处理单元。鉴于光强受到红外光源波动、外界环境影响等因素产生的光强不稳,此处采用电压比值算法消除光强因子的影响。红外检测模块如图1所示。

图1中的红外检测模块包含两个探测器,一路参考信号,一路待测信号。这里假设两路通道的光电转换系数分别为 K_1 和 K_2 。则有探测器输出的测量通道电压信号为:

$$U(\lambda_1) = K_1 I_0(\lambda_1) \exp(-KCL) \quad (1)$$

式中: I_0 为初始光强; λ_1 为信号测量波长; C 为待测气体浓度; K 为吸收系数; L 为光程。

参考通道的电压信号为:

$$U(\lambda_2) = K_2 I_0(\lambda_2) \quad (2)$$

式中: λ_2 为参考测量波长。

为消除光源抖动及系统误差,提高测量精度,对两组信号进行电压比值计算, U_1 、 U_2 分别表示信号电压和参考电压。

$$\frac{U_1}{U_2} = \frac{K_1}{K_2} \times \frac{I_0(\lambda_1)}{I_0(\lambda_2)} \times \exp(-KCL) \quad (3)$$

根据式(3)求得待测气体的浓度为:

$$C = \frac{-1}{KL} (\ln U_1 - \ln U_2 + \ln K_2 - \ln K_1 + \ln I_0(\lambda_2) - \ln I_0(\lambda_1)) \quad (4)$$

根据式(4)可知,同一红外检测系统 $-1/KL$ 为常数; $\ln U_1 - \ln U_2$ 可以由探测器的读数计算得到; $\ln K_2 - \ln K_1$ 只随外界环境变化,可通过算法计算进行校正; $\ln I_0(\lambda_2) - \ln I_0(\lambda_1)$ 在计算过程中被消除掉,从而实现了比值法消除光源不稳因子的影响。

2) BP神经网络温度、湿度修正模型

由于气体吸光度受环境影响,包括温度、气压等。所以为了提高气体浓度计算的准确度,对监测光谱进行温度和气压补偿。BP神经网络的计算流程如图2所示。

进行气体配置实验,使用配气仪配置不同浓度的酒精气体,分别改变气体中的温度和湿度值,记录两路电压比值。以温度、湿度和两路电压比值作为神经模型的输入向量,以酒精浓度作为模型的输出向量,对所测量的数据进行神经网络模型训练。该模型为3输入1输出的BP神经网络模型。隐含层节点的数量根据公式(5)进行计算:

$$n_1 = \sqrt{n+m} + a \quad (5)$$

式中: n 为输入节点; m 为输出节点; a 为1~10的常数。训练模型分别采用 tansig 和 purelin 函数作为隐含层与输出层传递函数。

2.2 实验仿真

1) 酒精标气与电压关系模型

建立传感器与气体浓度关系模型,拟合输入输出模型关系,求取拟合参数。采用已知浓度的标准酒精气体、高纯度氮气,配置不同浓度的酒精样品气体。根据酒精样品气体浓度配比,得到相应的酒精气体探测器电压和参考电压,部分数据如表1所示,用指数函数拟合酒精标气浓度与探测器电压变化关系,得到酒精标气与电压关系模型。

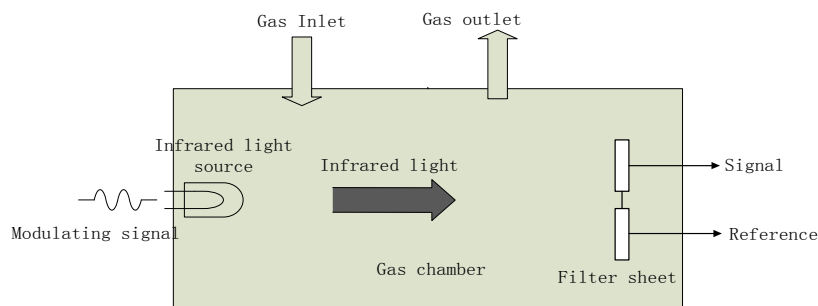


图1 红外气体检测模块

Fig. 1 Infrared gas detection module

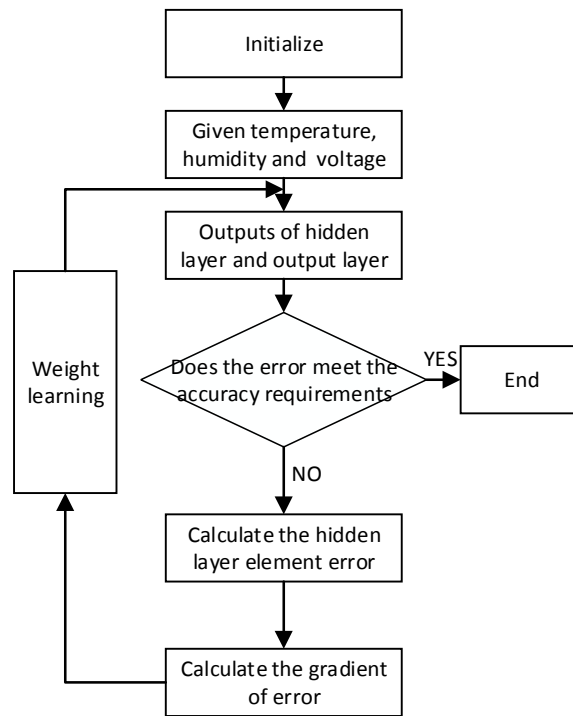


图2 BP神经网络的计算流程简图

Fig. 2 Schematic diagram of calculation flow of BP neural network

表1 酒精浓度-电压表

Table 1 Table of alcohol concentration and voltmeter

Alcohol concentration/ppm	Signal voltage/ Reference voltage
60	1.025
80	1.0245
100	1.023
120	1.0212
140	1.020
160	1.018
180	1.0175
200	1.0165

由图3可知,随着酒精标气浓度的升高,探测器输出变弱,呈指数关系,说明在实验室稳定的环境下,

酒精标气的光谱吸收遵循朗伯比尔定律。酒精标气标定实验所得到的具体函数表达式为:

$$y = 1.029 \cdot e^{-6.672 \times 10^{-5}x} + 7.664 \times 10^{-9} \cdot e^{-0.05665x} \quad (6)$$

式中: y 代表经放大、模数转换后的探测器电压输出; x 为通入的标气浓度。拟合的指数模型评价参数如表2所示。

2) BP神经网络温度、湿度修正模型

在 MATLAB 仿真程序中建立 BP 神经网络模型, BP 神经网络通过计算最小均方根误差训练模型参数, 训练步数增大, 均方根误差不断减小, 直到误差达到允许误差范围或者超出训练步数后训练停止。本模型学习速率 0.2, 隐含层 6 个神经元, 训练步数 61 步。误差随训练变化图和三层神经网络图如图 4 所示。

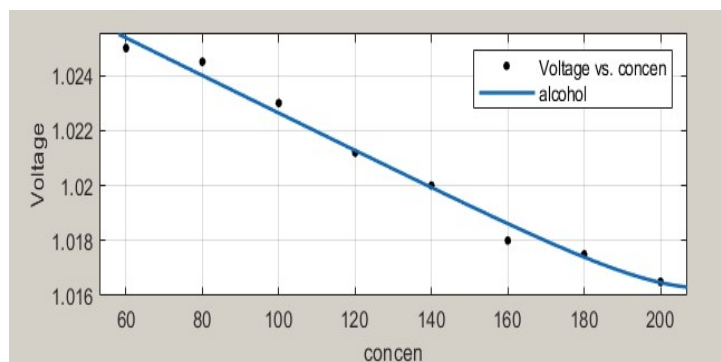


图3 酒精标气与电压关系模型

Fig. 3 Relationship model between alcohol standard gas and voltage

表 2 模型评价参数表

Table 2 Table of model evaluation parameter

Evaluation parameters	Sum of squares due to error	R-square	Adjusted R-square	Root mean square error
Value	9.169×10^{-7}	0.9876	0.9784	0.0004788

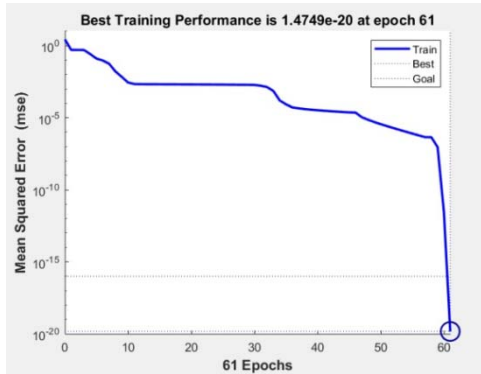


图 4 误差随训练次数变化

Fig.4 Error changes with training times

图 5 中 W 、 b 分别表示隐含层、输出层的权值、阈值，对于训练好的 BP 模型，这些都是已知参数。如图 5 所示，建立 3 层 BP 神经网络，输入层包含 3 个输入变量，分别为电压、温度和湿度；隐含层为 6 个，输出层为 1 个，即气体浓度。

3 模型评价

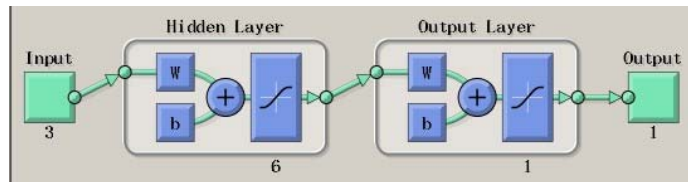


图 5 三层神经网络

Fig. 5 Three-layer neural network

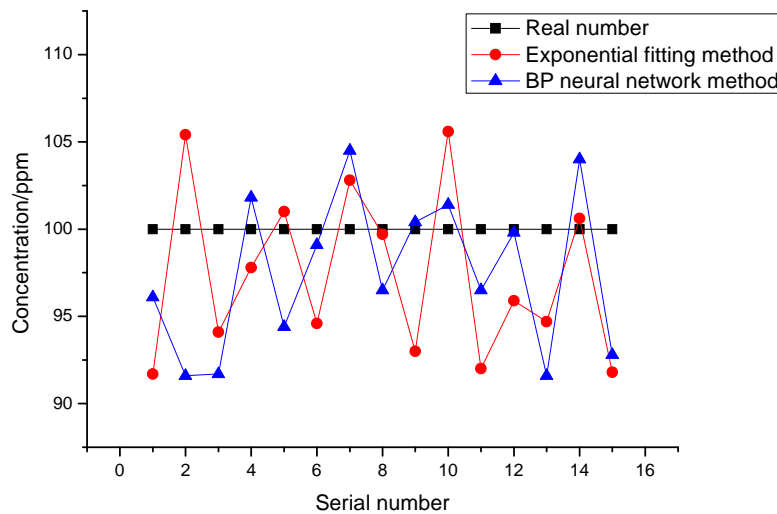


图 6 两种算法输出结果比较图

Fig. 6 Output results of the two algorithms

当建立模型之后，要对模型进行验证和质量的评价，以确定模型对光谱信息和浓度信息之间的回归关系是否正确，模型是否满足定量测量的精度要求，模型是否需要进行必要的修正。设定标气浓度为 100 ppm (1 ppm=0.001‰)，分别采用指数拟合算法和神经网络温湿度补偿算法进行检测，并对结果进行模型参数评价。分别采用指数拟合算法和 BP 神经网络算法对测试集样本数据进行预测，两种算法的气体浓度预测值与真实值如图 6 所示。从数据分布可以看出，相对于 BP 神经网络算法而言，指数拟合算法预测数据分布更分散，与真实值偏差更大。

分析表 3 和表 4 中的数据可知，BP 神经网络温湿度校正的方法预测的酒精浓度比指数拟合方法预测浓度更接近于真实值，整体样本误差的标准差也更小，以上数据验证了 BP 神经网络温湿度校正的方法对酒精浓度预测具有较好的效果。

表3 部分预测误差表

Table 3 Table of partial prediction error

Standard gas concentration	Prediction concentration of exponential fitting method	Prediction concentration of BP neural network method	Prediction error of exponential fitting method	Prediction error of BP neural network method
100	91.7	96.1	8.266669052	3.920268702
100	105.4	91.6	-5.438678342	8.427306293
100	94.1	91.7	5.886509571	8.315740568
100	97.8	101.8	2.234567379	-1.766418361
100	101.0	94.4	-1.035570639	5.626445231
100	94.6	99.1	5.42093496	0.946998419
100	102.8	104.5	-2.838812408	-4.466340008
100	99.7	96.5	0.310392552	3.51272509
100	93.0	100.4	6.963089498	-0.421282919
100	105.6	101.4	-5.638639332	-1.371489129
100	92.0	96.5	7.987873553	3.510365108
100	95.9	99.8	4.118673325	0.167529403
100	94.7	91.6	5.252539606	8.353674239

表4 误差标准差

Table 4 Standard deviation of error

Method	Standard deviation of error
Exponential fitting method	4.85271647048
BP neural network method	4.47312610406

4 结论

本文对基于指数函数拟合模型算法与BP神经网络温湿度校正的方法在实际数据计算中进行了对比,计算所得BP神经网络温湿度校正的方法取得了相对更好的效果。通过实验对系统结果进行误差评价,对比两组误差标准差可得,加入校正算法提高了气体浓度预测稳定性和准确性。

参考文献:

[1] 王志芳,王书涛,王贵川. 粒子群优化BP神经网络在甲烷检测中的应用[J]. 光子学报, 2019, 48(4): 147-154.
WANG Zhifang, WANG Shutao, WANG Guichuan. Application of particle swarm optimization BP neural network in methane detection[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(4): 147-154.

[2] 童敏明,张榆,齐美星. 基于BP神经网络的可燃混合气体分析方法的研究[J]. 计量学报, 2006, 27(2): 169-171.
TONG Minming, ZHANG Yu, QI Meixing. Study on analysis method of combustible gas mixture based on BP neural network[J]. *Acta Metrologica*

Sinica, 2006, 27(2): 169-171.

[3] 太惠玲,谢光忠,蒋亚东. 基于气体传感器阵列的混合气体定量分析[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(7): 666-670.
TAI Huiling, XIE Guangzhong, JIANG Yadong. Quantitative analysis of mixed gas based on gas sensor array[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2006, 27(7): 666-670

[4] Philip Antwi, LI Jianzheng, Portia Opoku Boadi, et al. Estimation of biogas and methane yields in an UASB treating potato starch processing waste water with backpropagation artificial neural network[J]. *Bioresource Technology*, 2017, 228: 106-115.

[5] YU Xin, LV Ruihong, SONG Fang, et al. Pocket-sized nondispersive infrared methane detection device using two-parameter temperature compensation[J]. *Spectroscopy Letters*, 2014, 47(1): 30-37.

[6] Reich S L, Gomez D R, Dawidowski L E. Artificial neural network for the identification of unknown air pollution sources[J]. *Atmospheric Environment*, 1999, 33(18): 3045-3052.

[7] SHAO Jie, TANG Qianjin, CHENG Cheng, et al. Remote detection of alcohol concentration in vehicle based on TDLAS[C]//*Symposium on Photonics and Optoelectronic*, 2010: 1-3.

[8] 耿辉,张玉钧,刘文清,等. 乙醇蒸气近红外高分辨光谱获取方法研究[J]. 大气与环境光报, 2012, 7(1): 57-62.
GENG Hui, ZHANG Yujun, LIU Wenqing, et al. Acquisition method of

- high resolution spectra of ethanol vapor in near-IR range[J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2012, 7(1): 57-62.
- [9] KAN Ruifeng, LIU Wenqing, ZHANG Yujun, et al. Large scale gas leakage monitoring with tunable diode laser absorption spectroscopy[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2006, 4(2): 116-118.
- [10] 吴涛, 张怀林, 孔维平, 等. 基于 2.73 μm 分布反馈式激光器同时在线测量呼出气体中的 CO_2 和水汽[J]. *光学学报*, 2018, 38(12): 1230001-8.
- WU Tao, ZHANG Huailin, KONG Weiping, et al. Simultaneous on-line measurement of exhaled carbon dioxide and water vapor based on 2.73 μm distributed feedback laser[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(12): 1230001-8.
- [11] 陈磊, 李长俊. 基于 BP 神经网络预测硫在高含硫气体中溶解度[J]. *石油与天然气化工*, 2015, 44(3): 1-5.
- CHEN Lei, LI Changjun. Prediction of sulfur solubility in high sulfur gas based on BP neural network[J]. *Chemical Engineering of Oil & Gas*, 2015, 44(3): 1-5.
- [12] 刘国华. 机动车尾气高温 CO 、 CO_2 排放因子检测关键技术研究[D]. 北京: 中国科学技术大学, 2018.
- LIU Guohua. Research on Key Technologies of Vehicle Exhaust Temperature CO and CO_2 Emissions Factor Detection[D]. Beijing: University of Science and Technology of China, 2018.

《红外技术》第八届编辑委员会名单

荣誉主编: 褚君浩 姜会林 曾毅 曾桂林

主 编: 苏君红

执行主编: 姚立斌

副 主 编: 刘逸平 唐 剑 李 凯 朱颖峰 陈 钱

蔡毅 何 力 金伟其 郑云峰(常务)

编 委(以姓氏笔画为序)

马文坡 王双保 王 霞 石 峰 卢 进 史衍丽 白廷柱 白 瑜

朱颖峰 刘逸平 麦绿波 苏君红 巫广华 李云红 李 凯 李晓峰

杨 宇 吴一冈 吴晗平 何 力 邹继鑫 汪岳峰 张长泉 张若岚

张建奇 陆 卫 陈 钱 陈效双 陈福胜 金伟其 郑云峰 郑 凯

赵勋杰 赵 俊 胡伟达 施加林 姚立斌 顾国华 凌福日 郭 杰

唐利斌 唐良瑞 唐 剑 姬荣斌 常本康 葛宝臻 蒋亚东 曾 宇

蔡毅 熊 平