

基于 ESP32-S 的小型智能气体识别系统设计

刘弘禹^{1,2,3}, 李彦宽³, 方晓东³, 陈志超^{1,2}

- (1. 深圳大学 应用技术学院, 广东 深圳 518060;
2. 深圳大学医学部 生物医学工程学院, 广东 深圳 518060;
3. 深圳技术大学 新材料与新能源学院, 广东 深圳 518118)

摘要: 智能气体识别系统主要包括硬件电路、用户界面、信号处理和深度神经网络模型各模块; 其采用 ESP32-S 作为主控芯片, 设计硬件电路对金属氧化物半导体气体传感器加热端电压动态调制, 实验选择调制传感器温度范围为 150~250 °C, 对应调制电压范围 2.5~3.8 V; 以 20 Hz 的频率采集热调制下的传感器特性变化曲线, 通过信号传输功能传递至上位机, 将所得热调制响应信号经信号处理特征提取后喂入自行搭建的 I-5×5-2×2-200-200-P 结构卷积神经网络训练构建模型, 使用训练后深度神经网络模型前向传播实现对目标气体的快速识别检测; 在静态气敏测试平台中的测试结果显示, 该系统能有效实现对多种类 VOC 气体的识别功能, 对乙醇、丙酮和异丙醇的 42 种测试气氛的识别准确率达到 100%。

关键词: 智能气体识别; 热调制; 信号处理; 卷积神经网络

Design of Small Intelligent Gas Identification System Based on ESP32-S

LIU Hongyu^{1,2,3}, LI Yankuan³, FANG Xiaodong³, CHEN Zhichao^{1,2}

- (1. College of Applied Sciences, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;
2. School of Biomedical Engineering, Shenzhen University Health Science Center, Shenzhen 518060, China;
3. College of New Materials and New Energies, Shenzhen Technology University, Shenzhen 518118, China)

Abstract: Intelligent gas identification system mainly includes the modules of hardware circuit, user interface, signal processing and deep neural network model. The ESP32-S is used as the main control chip, and the hardware circuit is designed to dynamically modulate the voltage at the heating end of the metal oxide semiconductor gas sensor. The modulated temperature range of the sensor is selected between 150~250 °C, and the corresponding modulation voltage range between 2.5~3.8 V in the experiment, the sensor characteristic change curve obtained by the thermal modulation is collected at the frequency of 20 Hz and transmitted to the upper computer through the signal transmission, and the obtained thermal modulation response signal is fed into a self-built convolutional neural network with I-5×5-2×2-200-200-P structure to build a model after the signal processing feature extraction. The forward propagation of the trained neural network model parameters is used to achieve the rapid identification detection of the target gases. The test results in a static gas-sensitive test platform show that the system can effectively achieve the identification function for multiple types of VOC gases, and the recognition accuracy of 42 kinds of test atmospheres of ethanol, acetone and isopropyl alcohol reaches by 100%.

Keywords: intelligent gas identification; thermal modulation; signal processing; convolutional neural network

0 引言

金属氧化物半导体气体传感器^[1-2]具有体积小、功耗低、硅工艺兼容、成本低、响应快和灵敏度高突出优点。然而, 由于气体分子种类的复杂性, 该类传感器在实际应用中经常会出现对多种气体的交叉响应, 而无法实现对特定气体的选择性识别。若能克服金属氧化物半导体传感器选择性差的难题^[3], 必将推动其今后在物联网环境、医疗健康、食品行业、农业生产和安防监测等领域中新颖且贴

切实际的应用。

围绕金属氧化物半导体传感器选择性差这一难题, 研究人员主要提出了三种策略。其中最直接的策略是通过优化传感器的敏感材料、结构设计和测试方法, 提高其对特定气体的灵敏度和选择性, 实现所谓的“一对一”的传感测试功能^[4]。例如, 通过选择不同的金属氧化物半导体材料, 可以实现对特定气体的高灵敏度选择性识别。同时, 通过改变传感器的结构和参数, 如工作温度、尺寸和形状

收稿日期:2023-04-13; 修回日期:2023-05-26。

基金项目:国家自然科学基金面上项目(62175167);广东省重点建设学科科研能力提升项目(2021ZDJS112);深圳市技术创新计划项目(JCYJ20210324120207021)。

作者简介:刘弘禹(1991-),男,博士。

陈志超(1974-),男,博士,教授。

通讯作者:方晓东(1963-),男,博士,教授。

引用格式:刘弘禹,李彦宽,方晓东,等. 基于 ESP32-S 的小型智能气体识别系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 260-265, 272.

等, 也可以提高传感器对特定气体的响应。此外, 研究人员还开发了一系列的测试方法, 如光调制、温度调制、频率调制和脉冲调制等, 以提高传感器的灵敏度。除了改进传感器的材料、结构和测试方法之外, 研究人员还提出了模仿动物嗅觉系统的电子鼻方法, 以提高金属氧化物半导体气体传感器的选择性。电子鼻阵列采用了具有不同表面化学性质的传感器组成, 可以对多种气体进行选择识别^[5]。传感器阵列的数量的增加, 可以增加所提取的气体分子的“特征”从而益于对目标气体的特征分析。结合信号处理和机器学习算法来进行特征分析, 这样就可以实现“多对一”或“多对多”的气体识别方法^[6-7]。为了进一步提高金属氧化物半导体气体传感器的选择性, 研究人员还提出了热调制技术^[8-10]。不同于传统的恒定温度环境测量, 在一个测量周期内, 通过设定调节传感器的测试温度, 实现对单个气体传感器的选择性的增强, 完成其对类挥发性有机化合物 (VOC, volatile organic compounds) 气体分子的“一对多”识别。这种方法可以大大提高金属氧化物半导体传感器的选择性和灵敏度, 实现对特定气体分子的高效识别。

针对传统电子鼻^[11-12] (传感器阵列) 器件复杂、体积大、功耗高、运算复杂和稳定性差等问题, 本文将传统电子鼻阵列技术的空间拓展方式转换为时间拓展方式, 根据传感器气敏特性受器件温度的影响和控制, 即传感器工作温度范围变化, 其对不同气体的响应也会相应变化, 有效利用气体传感器的温度控制效应^[13]。通过热调制技术测试并收集单个传感器在分别在不同温度模式下对不同气体的动态响应, 再结合信号处理、特征提取与深度学习技术, 得到用于气体分类识别的算法模型, 达到对气体识别分类目的。基于传感器瞬态热调制响应的特征提取算法^[14], 提取不同吸附气体分子的内在特征, 结合深度学习算法, 搭建深度卷积神经网络进一步筛选和提取特征, 计算并分类提取到气体分子特征, 使单个传感器的气体识别能力得到大幅度的拓展。基于上述设计了一款基于 ESP32-S 的小型智能气体识别系统, 实现了单个金属氧化物半导体气体传感器对多种 VOC 气体的分类检测。

1 器件制作与模块设计

智能气体识别系统的制作流程包括电路板制作、用户界面设计、响应信号处理和深度神经网络模型构建^[15], 气体识别系统原理图如图 1 所示, 其中硬件电路按照功能模块划分, 包括主控模块 (MCU, micro-programmed controller unit)、传感器模块 (sensor module)、热调制模块 (TM, thermal modulation module)、数据采集模块 (data acquisition) 和数据传输模块 (data transmission)。硬件电路主要实现传感器传感层温度调制功能、响应信号测量功能和信号传输功能。

绘制电路板 (PCB, printed circuit board) 电路图并加工焊接, 电路板外形设计如图 2 所示, 供电部分为外接 5 V

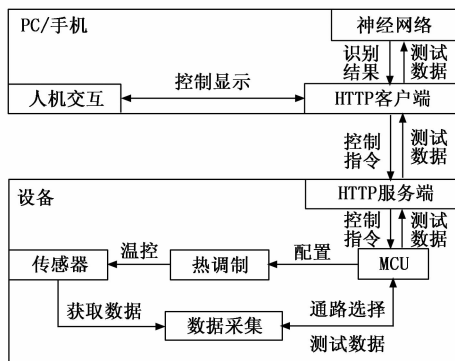


图 1 智能气体识别系统原理图

的电压输入, 经低压差线性稳压器 AMS1117 稳压获得纯净的 VCC 电源。AMS1117 稳压器提供了一种高品质、低成本的解决方案, 提供常规电压 (1.5~13 V) 的精确稳定输出。金属氧化物半导体气体传感器采用气敏材料为氧化锡 (SnO₂) 的 TGS2602 陶瓷片式气体传感器, 外壳使用标准的 TO-5 金属封装, 搭载的加热器仅需 56 mA 的电流, 对低浓度的 VOC 气体具有很高的灵敏度。主控采用 ESP 系列 ESP32-S^[16] 从而支持 WIFI/蓝牙协议传输数据, 通过控制 DA 转换芯片输出不同电压, 施加至传感器两端进行热调制。采用运放构建恒流源, 经电阻后, 检测电阻两端电压推算其阻值。ESP32-S 内启用 HTTP^[17] 服务器, 内置网页, 读取并可视化推算出的传感层电阻阻值, 客户端通过访问网页对设备进行控制和获取数据。

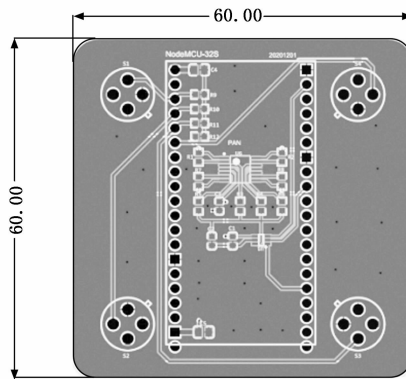


图 2 电路板外形设计

单片机程序采用 Arduino^[18] 平台 IDE, 利用官方 API 库编写程序代码, 并烧录进 ESP32-S 电路板。通过 HTML 语言编写用户交互界面程序, 包括测试启停控制、原始数据反馈、测试识别结果的显示等功能, 电路板内 WIFI 模块将响应数据更新至本地 HTTP 服务器。

1.1 主控模块设计

选用 ESP32-S 作为主控芯片, 具有多路模数转换接口便于对模拟信号的转换处理, SPI 总线便于控制数模转换芯片输出特定电压, 而集成的 2.4 GHz WIFI、蓝牙协议栈便于数据的远程传输。主控芯片控制数模转换芯片输出特定

电压，该电压经运放跟随后增大负载阻抗，放大了驱动能力，且可同时多路传感器进行热调制。在热调制的时候，不断对探测器两端的电压以一定频率进行采样，经转换后换算出探测器的阻值，更新本地服务器端的数据等待客户端读取。

处理器、数模转换子单元和运算放大电路使得智能气体识别装置的结构更加合理和紧凑，提高整体集成度，顺应气体传感器 MEMS 技术的发展，增加气体检测装置的集成度同时渐小其功耗和体积。

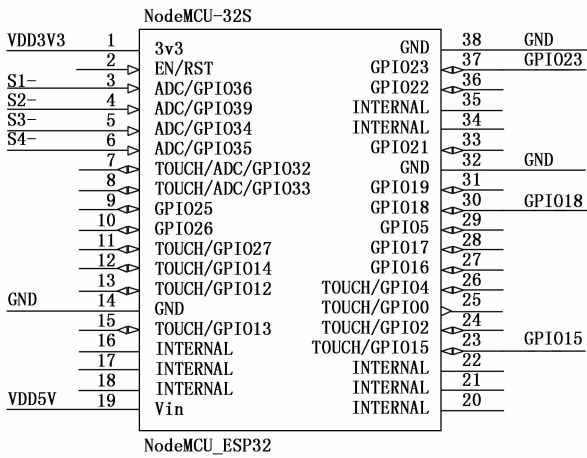


图 3 MCU 主控模块电路原理图

1.2 电压调制模块设计

电压调制先对传感器两端加一个初始电压，使传感器处于一个稳定的初始状态。主控芯片内部存储了多组电压变化数据（方波、正弦波、三角波和锯齿波），在接收到“开始采集”控制信号后，主控依次将电压值输出至数模转换芯片控制其输出变化的电压。如图 4 是一种三角波的调制方式，常态时主控发送特定电压数据，开始采集后，发送的电压数据逐步增加，直至采样结束，再次发送默认数据对传感器加热端进行电压的动态调制，实现对传感器热调制，让单个传感器在随时间变化的不同温度下对目标气体产生响应，对单个传感器的气体响应能力从时间维度上进行了拓展。而为了输出幅度可控的电压，采用 12 位精度的数模转换芯片 AD5621^[19]，主控芯片与 AD5621 通过 SPI 接口通讯，控制其输出特定电压。为增大驱动能力，且避免多路传感器之间相互影响，AD5621 的输出经运放做跟随，进行阻抗变换。

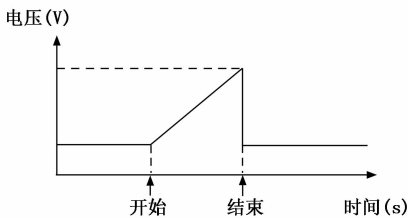


图 4 一种电压动态调制方式

如图 5 所示，处理器通过其 GPIO15、GPIO18、GPIO23 引脚分别与数模转换子单元的 SYNC、SCLK、SDIN 引脚电连接，数模转换子单元的 VOUT 引脚与运算放大电路的 +INA、+INB、+INC 和 +IND 引脚电连接。如此连接的

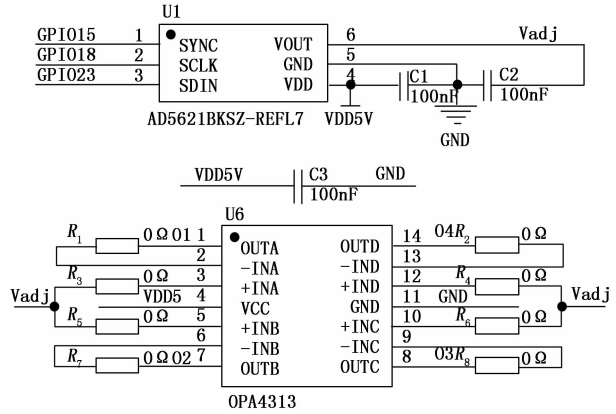


图 5 热调制模块电路原理图

1.3 传感器模块设计

气体传感器选用 TGS 系列金属氧化物半导体传感器，虽然智能气体识别装置优选单个气体传感器进行测试识别，且单个气体传感器相对轻便。但是也包含设置若干气体传感器同时测试的设计^[20]，即传感器阵列技术。而如今机器嗅觉领域普遍流行的电子鼻技术中，传感器阵列是其中关键一环。利用不同气敏器件对复杂成分气体都有响应（交叉敏感）但又互不相同的特点，从空间拓展的方向增加气敏传感器增加气体识别系统的鲁棒性和准确性。为了进一步提高系统识别准确率，电路板设计时预留了 4 个传感器的底座。多传感器相连具体可以如图 6 所示通过分时复用电路或通路切换电路实现若干个气体传感器的连接，以进行多维度采样，通过合理增加数据量，提高智能气体识别装置进行气体识别时的准确度和效率。

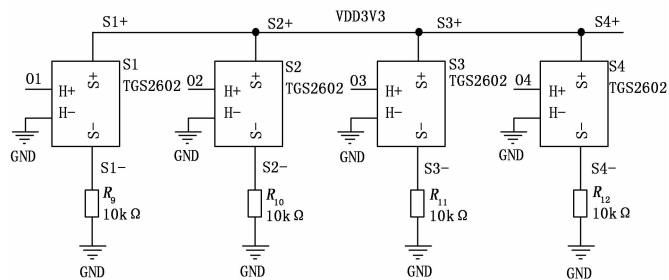


图 6 多传感器连接电路原理图

2 软件的思路与设计

软件设计实现信号处理、特征提取、深度神经网络训练与识别功能。软件上搭建信号处理和卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network)^[21-23]对气体传感器响应数据进行分析处理和识别。信号处理方面，采用逐步排除冗余信息的三步信号预处理方法，先通过在相同温度变

化剖面下, 计算 $R_{\text{gas}}/R_{\text{air}}$ 的值得出原始电信号对应的传感器灵敏度响应信号, 这可以有效消除热调制信号中的冗余特征信息, 例如由于传感材料本身的温度响应特性产生的气敏材料电阻温度系数 (TCR, temperature coefficient of resistance) 相关的冗余特征。随后, 为了去除气体浓度相关特征信息, 数据采用归一化处理。最后采用离散小波变换 (DWT, discrete wavelet transform) 去除其它噪声影响。卷积神经网络的搭建方面, 使用 Python-Tensorflow 构建卷积神经网络, 利用卷积神经网络在数据降维、特征提取、特征增强、提高识别分类鲁棒性等性能上的优势, 建模并解决气体分子识别问题。采用卷积神经网络的优点在于对网络特征值进行计算而不是对原始值进行计算, 先进行特征提取, 再进行运算。卷积神经网络主要由卷积层、池化层和全连接层构成, 卷积层利用卷积核进行计算以得到特征值, 这些特征值将构成一个特征图, 池化层则对该特征图进行进一步的优化, 全连接层与传统的反向传播神经网络 (BPNN, backpropagation neural network) 原理大致一样, 它用于输出一个结果函数。

将气体传感器在待识别气氛中的热调制响应信号, 通过电路板 WIFI 模块推送到上位机的 WEB 端。数据采集、信号处理和神经网络的训练方面, 上位机通过 Python 的 requests 和 BeautifulSoup 模块访问自搭建的服务器爬取^[24]响应数据, 并保存到本地文件, 待数据处理程序处理。经信号处理特征提取后制成特定格式的数据集, 喂给所搭建的卷积神经网络。网络模型参数 (权值与阈值) 经过反向传播迭代训练后, 在实际验证, 测试, 使用阶段前向传播分析计算检测气体种类, 达成对气体种类识别的目的。

2.1 系统测试与信号处理

先将智能气体识别系统硬件电路板置于空气环境中, 于加热端电压为 2.5~3.8 V 下, 加热温度 150~250 °C, 以 20 Hz 的频率采集传感器响应电阻信号 $R_{\text{air}}(t)$, 其中 t 为采样的时间。测试过程中, 通过电压调制调节传感层温度, 采样时长为 5 s。再将智能气体识别系统硬件电路板置于不同浓度的已知气氛中, 于相同的调制电压、调制温度范围、采样频率和采样时长下, 重复多次采集, 得到该种气体在不同浓度下的热调制响应信号集 $\{R_{\text{gas}}(cc, u, t)\}$, 式中的 cc 为气体浓度、 u 为第 u 次的测试。

信号处理阶段, 先对响应信号集 $\{R_{\text{gas}}(cc, u, t)\}$ 进行灵敏度预处理, 即 $G(cc, u, t) = R_{\text{air}}(t) / R_{\text{gas}}(cc, u, t)$, 得到气体传感器在该浓度下第 u 次测量气体时的灵敏度信号, $R_{\text{air}}(t)$ 为参照气体在对应热调制过程中 t 时刻的响应信号。类似于图像处理中, 去除图像亮度带给图像分类检测的干扰^[22], 同样的气体的浓度特征也是与气体本身响应特征无关的, 为了去除气体浓度相关的特征, 需要对不同浓度下气体的灵敏度信号进行浓度归一化处理。但气体浓度未知, 通过分析灵敏信号, 归一化处理可用 $Y(cc, u, t) = (G(cc, u, t) - G(cc, u, t) \min) / (G(cc, u, t) \max - G(cc, u, t) \min)$, 式中的 $G(cc, u,$

$t)$ max 和 $G(cc, u, t) \min$ 为该浓度下第 u 次测量气体时灵敏度的最大和最小值。

对归一化处理结果进行离散小波变换, 以利用 Daubechies 小波变换^[25]来滤掉噪声信号, 去除细节系数, 利用低频近似系数^[26]来作为后续深度神经网络模型的训练数据。之后, 将智能气体识别系统硬件电路板分别置于不同种类的已知气氛中, 以上述相同的调制电压、调制温度范围、采样频率和采样时长下, 重复以上步骤, 得到对应不同种类气体标签的深度神经网络模型训练数据。

2.2 深度神经网络模型构建

采用 Python-Tensorflow 在上位机中搭建卷积神经网络模型。网络结构如图 7 所示为 I-5×5-2×2-200-200-P, 输入层 I 有 10×10 共 100 个节点, 为信号处理后对应不同种类气体标签的训练数据, 每一类气体单组数据由 100 个响应数据组成, 每一次热调制处理时间周期内, 随温度变化得到的 100 个数据组成一个序列。网络输出层设计为有 P 个节点, 对应代表所需识别的 P 种气体。卷积神经网络的卷积层卷积核设置为尺寸 5×5, 通道为 1 总共 6 个, 池化层选择使用尺寸为 2×2 的最大池化, 中间隐藏层的全连接层神经元个数均为 200 个, 即一个 200×200 的 FC 层和一个 200× P 的 FC 层。

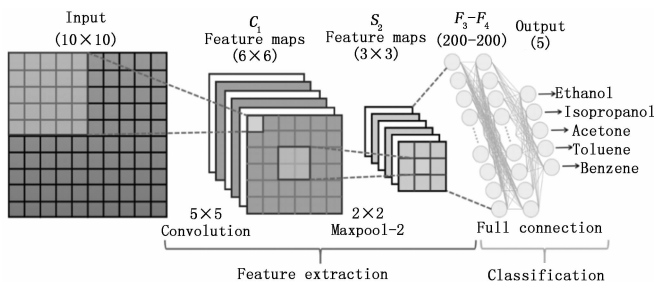


图 7 卷积神经网络结构图

卷积神经网络模型在两层 FC 层皆使用激活函数, 激活函数采用 Relu 函数。最后的网络输出通过 Softmax 函数将输出向量的每个值都映射到 0~1, 满足预测结果哦为概率形式且有利于网络的快速收敛, 损失函数采用交叉熵 (Cross entropy, CE) 度量网络预测结果与气体标签向量 (采用 one-hot 编码) 的相似度。网络权重和偏置参数用标准正态分布的随机数进行初始化保证梯度正常更新。网络模型迭代训练过程, 使用反向传播算法链式求导计算网络各参数梯度^[27-28], 采取随机梯度下降算法 (SGD, stochastic gradient descent) 往减小损失函数计算值的方向更新网络参数。

3 实验结果与分析

3.1 实验步骤和方法

实验通过硬件电路板测试单个 SnO_2 传感器 (TGS2602) 在不同温度和气体氛围组合下的热调制动态响应信号, 结合特征提取的信号处理方法与卷积神经网络深度学习技术, 实现对乙醇、丙酮和异丙醇气体的分类识别。

实验所选择的调制传感器温度范围为 150~250 ℃，对应调制电压范围 2.5~3.8 V，以 20 Hz 的频率采集热调制下的传感器特性变化曲线，通过电路板内 WIFI 模块信号传输功能传递信号。

首先，在静态气敏测试平台（图 8）中放入设计并制成的智能气体识别系统电路主板，用针筒注射器抽取乙醇、

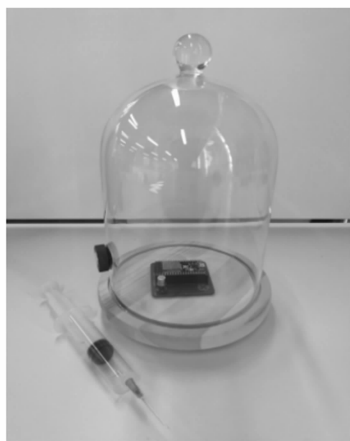


图 8 静态气敏测试平台

丙酮和异丙醇液瓶上层饱和蒸汽，并向测试平台中分别通入不同容量的乙醇、丙酮和异丙醇气体。在如图 9 所示电脑浏览器用户界面打开系统测试程序，将气体传感器在测试气氛中的热调制响应信号，通过电路板 WIFI 模块传推送到上位机端。通过 Python 的 requests 和 BeautifulSoup 模块爬取上位机 WEB 端气体传感器热调制响应数据，并保存到本地文件。传感器热调制响应信号经信号处理后喂入 Python-Tensorflow 搭建的 $I-5 \times 5-2 \times 2-200-200-P$ 结构卷积神经网络。识别测试前给神经网络喂入经过数据处理，标定

好气体种类标签的响应信号进行训练，通过反向传播算法，调整神经网络参数（权值与偏置）。待卷积神经网络模型训练完之后，使用训练后参数（权值与偏置等）前向传播对输入的测试数据分析计算，得出检测气体种类，对乙醇、丙酮和异丙醇气体进行识别测试。

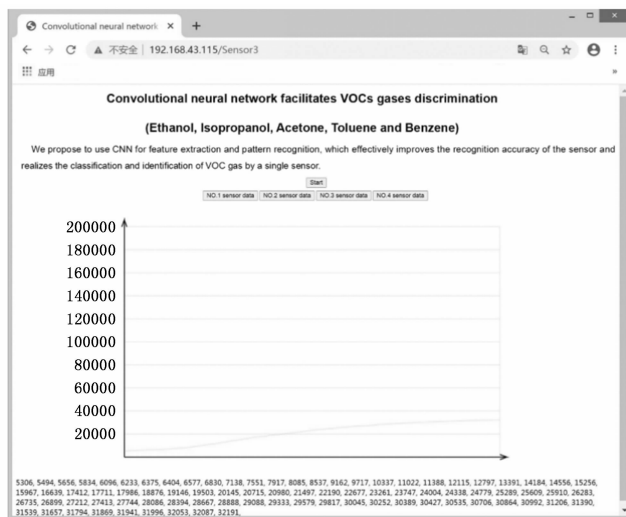


图 9 系统测试界面

在相对湿度为 50%~60% 的空气环境背景下，分别将乙醇、丙酮和异丙醇蒸汽注入玻璃罩中。传感器的温度调制响应信号同时通过 WIFI 模块发送到 PC 上。响应信号通过信号预处理方法，即原始信号（原始电阻信号）、灵敏度响应信号（去除 TCR 信号）和归一化信号（去除浓度相关信号），提取对应需识别气体的气体气氛下智能气体识别系统中 SnO₂ 传感器（TGS2602）的内在特征。经过信号处理后，将离散小波变换后信号送入卷积神经网络模型，利用训练后的参数前向传播来识别气体种类。

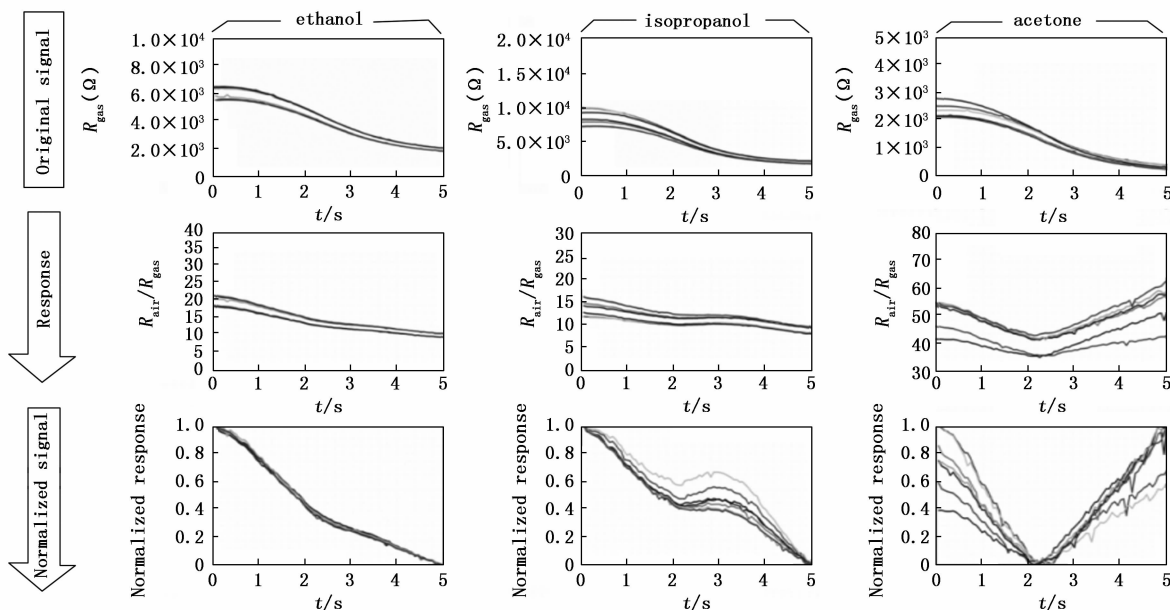


图 10 智能气体分子检测识别系统响应信号预处理

3.2 气体识别测试结果分析

神经网络共训练了 105 组乙醇、丙酮和异丙醇气体的数据集, 气体的浓度范围为 30~90 ppm。测试识别乙醇、丙酮和异丙醇在 30~90 ppm 浓度水平下的共 42 种测试气氛, 将各类 14 个测试气氛响应信号预处理后分别送入训练后的卷积神经网络模型进行识别测试。

氧化锡 (SnO_2) 传感器的热调制响应信号预处理如图 10 所示, 在乙醇、丙酮和异丙醇气氛下传感器的原始电阻响应信号形态相似, 但经转变为相同的热调制波形下的灵敏度响应信号和归一化处理后, 3 种气氛下的响应信号形态表现出较大差异。最终, 通过单个 SnO_2 传感器识别乙醇、丙酮和异丙醇气体的混淆矩阵 (图 11) 可知, 该智能气体识别系统的识别准确率达到 100%。

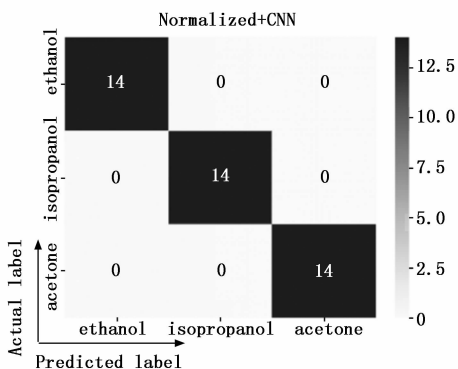


图 11 识别混淆矩阵图

4 结束语

本文介绍了一种基于单个金属氧化物半导体气体传感器的小型智能气体识别系统。该系统可以用于检测和识别多种 VOC 气体, 包括乙醇、丙酮和异丙醇等。系统的主要组成部分包括硬件电路、用户界面、响应信号处理和深度神经网络模型 4 个模块。硬件电路设计实现了温度调制功能、传感器响应信号测量功能和信号传输功能。软件设计实现信号处理、特征提取、深度神经网络训练与识别功能。用户界面包括开关功能、响应数据与测试识别结果显示功能。通过测试单个传感器在不同温度模式下对不同气体的动态响应, 再结合信号处理特征提取与深度学习技术, 实现对不同种类 VOC 气体的分类识别。系统具有体积小、成本低、响应快、准确性高等优点, 可以广泛应用于物联网环境、医疗健康、食品行业、农业生产和安防监测等领域。

参考文献:

[1] 璩光明, 杨莹丽, 王国东, 等. 金属氧化物半导体气体传感器改性研究进展 [J]. 传感器与微系统, 2022, 41 (2): 1-4.
 [2] 刘弘禹, 孟 钢, 邓赞红, 等. VOCs 分子的半导体型传感器识别检测研究进展 [J]. 物理化学学报, 2022, 38 (5): 32-48.
 [3] 曹冠龙, 李 铁, 潘国峰, 等. 掺杂金属氧化物半导体气敏传

感器性能的研究进展 [J]. 光电技术应用, 2020, 35 (6): 15-22.

[4] ZOU X M, WANG J L, LIU X Q, et al. Rational Design of Sub-Parts per Million Specific Gas Sensors Array Based on Metal Nanoparticles Decorated Nanowire Enhancement-Mode Transistors [J]. Nano Lett, 2013, 13 (7): 3287-3292.
 [5] PERSAUD K, DODD G. Analysis of Discrimination Mechanisms In The Mammalian Olfactory System Using A Model Nose [J]. Nature, 1982, 299 (5881): 352-355.
 [6] CHEN P C, ISHIKAWA F N, CHANG H K, et al. A nanoelectronic nose: a hybrid nanowire/carbon nanotube sensor array with integrated micromachined hotplates for sensitive gas discrimination [J]. Nanotechnology, 2009, 20 (12): 125503.
 [7] WU Z F, ZHOU C Y, ZU B Y, et al. Contactless and Rapid Discrimination of Improvised Explosives Realized by Mn^{2+} Doping Tailored ZnS Nanocrystals [J]. Advanced Functional Materials, 2016, 26 (25): 4578-4586.
 [8] GUTIERREZ-OSUNA R, GUTIERREZ-GALVEZ A, POWAR N. Transient response analysis for temperature-modulated chemoresistors [J]. Sensors and Actuators B-Chemical, 2003, 93 (1-3): 57-66.
 [9] HOSSEIN-BABAEI F, AMINI A. A breakthrough in gas diagnosis with a temperature-modulated generic metal oxide gas sensor [J]. Sensors and Actuators B-Chemical, 2012, 166: 419-425.
 [10] SEARS W M, COLBOW K, CONSADORI F. General-Characteristics of Thermally Cycled Tin Oxide Gas Sensors [J]. Semiconductor Science and Technology, 1989, 4 (5): 351-359.
 [11] 刘伟玲, 吴龙焦, 张思祥, 等. 基于电子鼻技术的混合气体识别研究 [J]. 现代电子技术, 2020, 43 (6): 57-60.
 [12] HU W W, WAN L T, JIAN Y Y, et al. Electronic Noses From Advanced Materials to Sensors Aided with Data Processing [J]. Advanced Materials Technologies, 2019, 4 (2): 1800488.
 [13] YANG A J, CHU J F, LI W J, et al. Short period sinusoidal thermal modulation for quantitative identification of gas species [J]. Nanoscale, 2020, 12 (1): 220-229.
 [14] LIU H Y, HE Y H, NAGASHIMA K, et al. Discrimination of VOCs molecules via extracting concealed features from a temperature-modulated p-type NiO sensor [J]. Sensors and Actuators B-Chemical, 2019, 293: 342-349.
 [15] 陈志芸. 基于 BP 神经网络的 VOCs 混合气体检测研究 [D]. 宁波: 宁波大学, 2017.
 [16] 王 忠, 孙 艳, 吴兰芳. ESP32 在物联网通信课程教学中的应用 [J]. 物联网技术, 2022, 12 (4): 128-129, 132.
 [17] 于文学, 张 鹏, 毕聪瑞, 等. 基于 HTTP 协议的数据传输程序设计与实例 [J]. 工程与试验, 2021, 61 (4): 89-90.
 [18] 黄景煦, 莫丽薇, 于米提江·奥布力, 等. 基于 Arduino 的无人机气体检测装置 [J]. 电子测试, 2021, (12): 22-23.

(下转第 272 页)