

文章编号: 1000-582X(2012)04-033-07

## 卟啉传感阵列图像特征值自动提取方法

罗小刚<sup>a</sup>, 汪德暖<sup>a</sup>, 侯长军<sup>b</sup>, 霍丹群<sup>b</sup>

(重庆大学 a. 生物流变科学与技术教育部重点实验室; b. 生物工程学院, 重庆 400044)

**摘要:** 针对卟啉传感阵列(PSA)图像, 设计了一种特征提取算法。该算法首先利用 radon 变换的方法实现了 PSA 图像倾斜自动校正; 而后通过二值投影与数学统计学结合的方法来进行网格划分, 根据网格划分的卟啉点区域对图像进行局部阈值分割, 从而定位出卟啉点区域, 最后采用比例半径法从已定位的卟啉点区域内提取出每个卟啉点的特征。该算法解决了弱信号卟啉点识别难的问题, 提取的特征值最大程度的反映了卟啉点的信息。通过对 NH<sub>3</sub>、异戊二烯、庚醛等气体进行试验, 结果表明该算法能够很好的提取出 PSA 图像中卟啉点的特征值。

**关键词:** 特征提取; 图像分割; 网格划分; 比例半径法

**中图分类号:** TP391.4

**文献标志码:** A

## Automatic feature extraction algorithm for porphyrin sensor array images

LUO Xiao-gang<sup>a</sup>, Wang De-nuan<sup>a</sup>, HOU Chang-jun<sup>b</sup>, HUO Dan-qun<sup>b</sup>

(a. Key Laboratory of Biological Evolution Science and Technology, Ministry of Education;

b. College of Bioengineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

**Abstract:** A feature extraction algorithm for porphyrin sensor array (PSA) images is presented. At the first step, it achieves an automatic tilt correction for PSA images based on radon transform. Then automatic mesh generation is applied to PSA images based on the method of combining projection binarization and mathematical statistics. The areas of porphyrin spots are locating by local threshold segmentation for the images which have achieved mesh generation. Finally, feature values of porphyrin spots are extracted by radius ratio method from the porphyrin spot areas. The algorithm solves the problem that identification of weak signal spots is quite difficult, and the extracted feature values are the maximum point to reflect the information of porphyrin spots. By ammonia, isoprene, aldehydes and other gases tests, the results show that the algorithm can effectively extract feature values of porphyrin spots in PSA images.

**Key words:** feature extraction; image segmentation; mesh generation; radius ratio method

随着现代工业的发展, 人类赖以生存的大气环境日益复杂, 空气中存在很多种有毒气体严重危害人类的健康, 某些有毒气体如沙林<sup>[1]</sup>、光气等, 微量就可以置人于死地。因此, 对微痕量有毒气体的快

速、准确的检测是很有必要的。各种化学传感器已经被设计出来检测微痕量气体<sup>[2-8]</sup>, 其中, 比较广泛的是利用卟啉传感阵列(PSA)<sup>[9-12]</sup>来进行微痕量气体的检测。利用 PSA 来进行微痕量气体质的检测,

**收稿日期:** 2011-11-08

**基金项目:** 国家“863”计划资助项目(2006AA04Z349); 国家自然科学基金资助项目(30770568); 中央高校基本科研业务费资助项目(CDJXS10231117); 重庆市科委重点攻关资助项目(2008AB2024); 重庆市科委攻关资助项目(2008AC7037)

**作者简介:** 罗小刚(1974-), 男, 重庆大学副教授, 博士后, 主要从事生物医学传感器、生物医学仪器方向研究, (E-mail)luosteel@163.com。

可使检测更加准确、灵敏和快速,同时结合嵌入式技术,可以使检测仪器具有功耗低、便携式等特点<sup>[13]</sup>。基于 PSA 的气体检测系统是通过图像传感器采集反应前后 PSA 的图像信息,通过图像处理算法对采集的图像信息进行吐啉点的识别和特征的提取,得到 RGB 编码信息,并把反应前后的图像的 RGB 编码信息取绝对差值,得到特征差值编码信息,此差值编码可以唯一的表征待测气体的种类和浓度信息,把处理后得到的特征差值编码与毒气指纹数据库进行匹配,就可以得到毒气的信息。由此可见,在整个检测过程中,对吐啉传感器阵列图像中吐啉点的特征信息提取占有非常重要的位置,其处理的好坏,将直接影响到检测的效率和精度。

图像特征信息提取的一般方法有基于图像形状特征的特征提取方法,基于边缘的特征提取方法、基于图像分割的特征提取方法及基于图像纹理的特征提取方法等<sup>[14]</sup>。针对 PSA 图像,所要提取的是吐啉点所在区域的特征值信息,因此一般选取基于区域分割的图像特征提取的方法。现有文献中,提及的 PSA 图像特征提取的方法,大都采用图像全局分割和固定半径的方法来提取吐啉点的特征值<sup>[15]</sup>,但是此方法对于弱信号吐啉点的识别效果很差,容易出现吐啉点特征信息的缺失的情况,而采用固定阈值的方法不能最大程度的利用吐啉点的颜色特征信息,使得吐啉传感阵列检测的灵敏度没有最大程度的体现。笔者设计了基于网格划分与比例半径法结合的特征信息的算法,不仅很好地解决了弱信号吐啉点特征信息提取难的问题,而且能够最大程度利用吐啉点区域的颜色信息。

## 1 算法的设计

图 1 为该算法的流程图。算法主要分成 2 个阶段,第一阶段是从原始图像中分割出吐啉点区域,包括图像倾斜校正、图像预处理、网格划分及图像局域分割等步骤;第二阶段即是从分割出的吐啉点区域内提取每个吐啉点的特征信息。此特征信息表征了每个吐啉点的颜色信息,将其按行连接起来可组成特征编码信息。

### 1.1 图像倾斜校正

在系统检测过程中,由于操作误差,往往图像传感器采集的传感阵列图像存在轻微的变形,如图 2(a)所示,图像中吐啉点阵列发生了小角度的倾斜,这将影响后续的网格自动划分和分割等处理操作。因此在吐啉点区域分割之前,首先要对采集的图像进行倾斜校正,使得吐啉点阵列在准直方向上。文

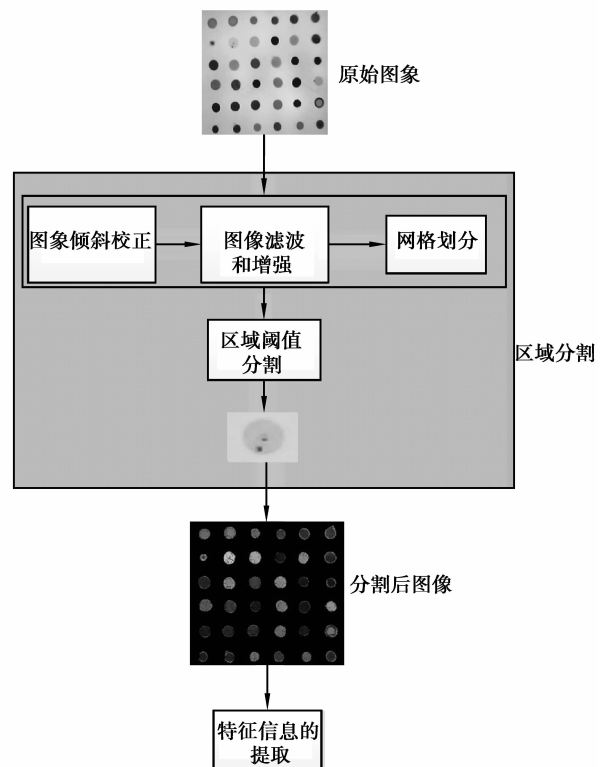


图 1 特征值自动提取算法流程图

中设计了一种基于 radon 变换的自动校准算法,在算法开始之前,先求取原始图像的形态学边界,再进行 radon 变换,不仅可以精确地找到偏转角度,而且使得计算效率得到提高。

形态学边界提取之初,应该对 PSA 图像进行二值化处理,二值化处理是采用自适应阈值的方法。此方法简单且能够分割出大部分的吐啉点区域。

在阵列图像中,由于吐啉点区域颜色 RGB 值较小,为了增大吐啉点与背景图像的差异,灰度变换采用最小值法,其变换公式如下:

$$g(x, y) = R = G = B = \text{MIN}(R, G, B), \quad (1)$$

设  $b(x, y)$  为二值化后的图像,  $u_0$  为自适应阈值,则二值化的变换公式如下:

$$b(x, y) = \begin{cases} 1, & g(x, y) > u_0 \\ 0, & g(x, y) \leq u_0 \end{cases}, \quad (2)$$

自适应阈值  $u_0$  的求取的步骤如下:

1) 选择初始阈值  $u_0$ , 通常  $u_0$  为图像中最大灰度值与最小灰度值的均值。

2) 用  $u_0$  把图像像素点分呈 2 组, 灰度值大于  $u_0$  的组 G1 和灰度值不超过  $u_0$  的组 G2。

3) 分别计算 G1 和 G2 两组像素点灰度值的均值  $u_1$  和  $u_2$ , 并用下式计算新的阈值  $u$

$$u = \frac{1}{2}(u_1 + u_2)$$

4) 比较  $u$  和  $u_0$  的差值是否小于指定值  $T$  (文中  $T$  取值 3), 若是则  $u_0 = u$  即是自适应最佳阈值, 若否, 则  $u_0 = u$ , 转 2。

对二值化图像  $b(x, y)$  进行形态学边界提取, 是通过二值化图像减去腐蚀后图像来实现的。由于卟啉点近似于圆形, 因此结构元素选择圆形结构。设结构元素为  $B(s, t)$ , 则形态学边界提取的表达式如下

$$\beta(x, y) = b(x, y) - (b(x, y) \ominus B(s, t)). \quad (3)$$

通过上述步骤得到的形态学二值边界图像  $\beta(x, y)$  如图 2(b) 所示, 用其作为 radon 变换输入, 来搜索图像的旋转角度, 大大减少了计算花费。对  $\beta(x, y)$  进行 radon 变换公式如下 (图像大小为  $M \times N$ )

$$R_{\theta}(x') = \int_{-\infty}^{\infty} \beta(x' \cos \theta - y' \sin \theta, x' \sin \theta + y' \cos \theta) dy', \quad (4)$$

其中,  $\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ ,  $\theta$  是投影的方向角度。在投影方向角  $\theta$  上的 radon 变换的位置累加值计算公式如下

$$Pc(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{x'=1}^N R_{\theta}(x'). \quad (5)$$

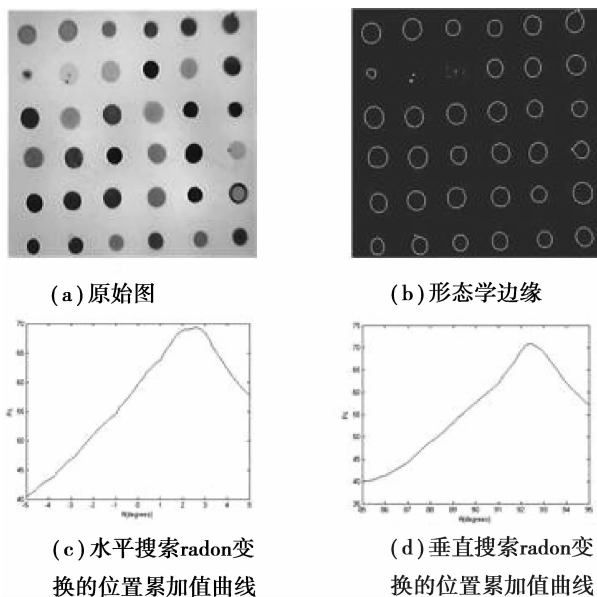


图 2 倾斜校正结果图

由阵列图像性质可知, 当  $Pc(\theta)$  在某一方角  $\theta_0$  处取得最大值, 则此方向即是传感阵列图像的准直方向。由于 PSA 图像一般只有很小的倾斜角度, 因此文中仅在  $-5^{\circ} \sim 5^{\circ}$  范围内利用上述方法来搜索图像的倾斜角度。如图 1 所示, 为了更加准确的计算图像的偏转角度, 分别在水平和垂直 2 个方向上

按上述步骤在  $-5^{\circ} \sim 5^{\circ}$  的角度范围内进行搜索, 得到  $Pc(\theta)$  如图 2(c) 和 (d) 所示, 水平方向上和垂直方向上得到的偏转角分别为  $2.5^{\circ}$  和  $2.6^{\circ}$ , 用其均值作为 PSA 图像倾斜角度。

## 1.2 图像区域分割

区域分割采用自动网格划分与阈值分割结合的方法, 此方法可以有效的分割出弱信号卟啉点区域, 使得卟啉点特征信息的提取更加准确。由于在系统采集过程中, 会引入很多的噪声, 此噪声会对卟啉点特征提取造成干扰, 因此在自动网格划分之前, 应该对 PSA 图像进行预处理, 来滤除噪声干扰, 增强卟啉点颜色与背景的对比如。

形态学滤波是一种非线性滤波方法, 它利用不同结构元素形态学的开闭运算, 来对图像进行滤波操作。形态学滤波的方法是采用开闭运算级联来实现的, 由于图像卟啉点区域近于圆形, 而噪声干扰信号不规则的线性, 因此算法采用的是圆盘形的结构元素。设变换后灰度图像为  $f(x, y)$ , 结构元素为  $B(s, t)$ , 则用结构元素  $B(s, t)$  对图像  $f(x, y)$  进行形态学开闭运算的表达式如下

$$\text{开运算: } f \circ B = (f \ominus B) \oplus B, \quad (6)$$

$$\text{闭运算: } f \cdot B = (f \oplus B) \ominus B. \quad (7)$$

处理结果如图 3(c) 所示, 这种算法既能滤除噪声干扰又能保留卟啉点边界信息。

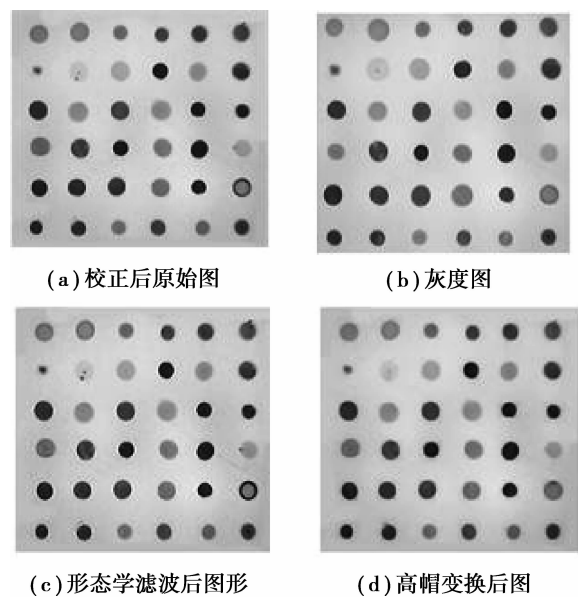


图 3 图像预处理结果

为了使得网格划分更加容易和精确, 还对图像进行了对比度增强。由于形态学中高帽变换反应图像中灰度的峰值信息, 而低帽变换反应图像中灰度

的谷值信息,因此级联高帽变换和低帽变换能够增加卟啉点和背景信息的对比度,其表达式如下

$$\text{高帽变换: } H_{\text{top-hat}} = f - (f \circ B), \quad (8)$$

$$\text{低帽变换: } H_{\text{bot-hat}} = (f \cdot B) - f. \quad (9)$$

高低帽变换后的图像如图 3(d)所示,从图中可以看出卟啉点与背景信息的对比度得到增强,这使得后续的处理更加容易。

采用自动网格划分算法是利用预处理后的图像在水平和垂直方向上的灰度投影信号来进行划分的。水平方向和垂直方向上的灰度投影信号计算公式如下

$$H(y) = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{M-1} f(x, y),$$

$$V(x) = \frac{1}{N} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y).$$

其中: $H$ 、 $V$ 分别表示图像在在水平方向和垂直方向上灰度投影; $M$ 、 $N$ 表示图像 $f(x, y)$ 的行数和列数。图 4(a)、(b)分别为水平和垂直的灰度投影,其横坐标为投影的位置,纵坐标为投影值的大小。从图中

可以看出卟啉点所在的行或列的投影信号为波谷,可以用投影信号的波谷所在的位置划分网格线,来定位卟啉点所在的区域。

为了粗略的估计卟啉点的直径及阵列的间距,文中对水平和垂直投影信号进行了二值化操作。二值化的方法是采用上文提及的自适应阈值分割的方法,大于自适应阈值的投影值取 0,其余取 1,二值化的结果如图 4(d)、(e)所示,这样卟啉点所在的行或列就对应着方波波峰区域。从二值投影中可以看出,根据行列投影的波谷长度可以估计出卟啉点之间的行列间距 $s$ ,根据波峰长度可以粗略的估计出卟啉点阵列在行列方向上的平均直径 $d$ 。网格划分的位置由行列二值投影的波峰中心 $(x_0, y_0)$ 位置决定,以二值行投影的波峰中心位置来确定卟啉点阵列的行,以列投影的波峰中心位置来确定卟啉点阵列的列,划分网格线。划分结果如图 4(f)所示,从图中可以看出图像卟啉点的位置在网格线的交叉点处。

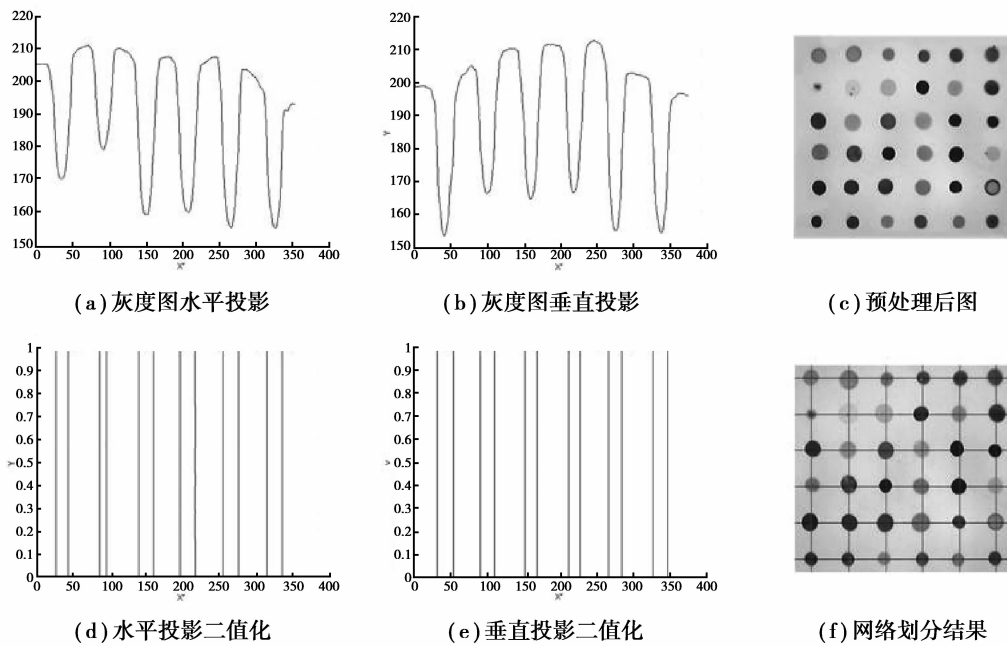


图 4 准直方向投影及网格划分结果

利用上述的网格划分方法可以对绝大部分 PSA 图像进行正确的网格划分,但是对于极少数卟啉点比较暗、很不均匀或者引入大量噪声的图像如图 5(a),划分网格时可能出现网格的缺失或冗余现象。对图进行网格划分后的结果如图 5(b)所示,网格出现了缺失,为了能够对其进行正确的网格划分,需要对网格进行修正。以行划分网格为例,修正的步骤如下:

1) 根据二值行投影,计算卟啉点行间距 $d_i$ 。卟啉点行间距是相邻两个波峰中心之间的距离,再计算出各行间距之间的方差 $s^2$ ,判断 $s^2$ 是否大于阈值 $S_0^2$ 。如果否,说明网格划分正确,可直接进行下一步分割,如果是,则需要对网格进行修正,转 2。

2) 去除间距中最大值和最小值,再计算其方差, $s^2$ ,判断 $s^2$ 是否大于阈值 $S_0^2$ ,如果是,重复 2,直到方差小于阈值。

3) 根据余下的间距, 计算其均值作为标准间距  $d_0$ , 如果间距大于 1.5 倍  $d_0$ , 认为此两行线间缺失一个行线, 按照标准间距对其进行修正, 如果间距小于 0.5 倍的  $d_0$ , 则认为出现了冗余, 去除冗余线。对于边界处的网格缺失, 可根据已知叶脉点的行列数, 按照  $d_0$  进行修正。

利用上述方法进行网格划分修正后, 得到的行划分后图像如图 5(c) 所示。同理, 利用上述方法对列网格划分进行校正, 得到修正后的网格划分图像, 如图 5(d) 所示, 修正的网格划分方法, 得到了正确的网格线。其实在实验中, 如果采集的图像效果不是很差的情况下, 自动网格划分算法都可以得到正确的网格, 网格修正算法, 是为了防止实验过程中, 由于某方面的原因导致采集的图像效果很差, 使得网格划分错误, 致使后续处理无法进行。在实际的设计过程中, 如果阵列叶脉点形状和间距比较均匀的情况下, 可以采用固定行列网格数来判断是否出现网格划分错误, 如果存在, 可采用固定间距对其进行修正。

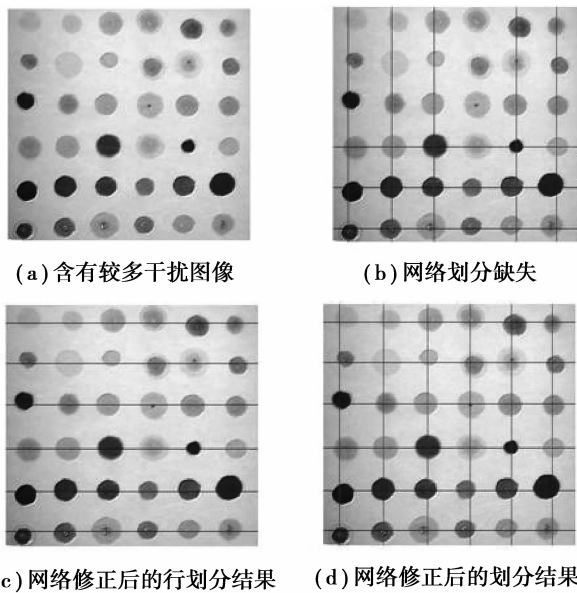


图 5 采集图像很差的条件下的网格划分

局部阈值分割算法是在对图像进行自动网格划分的基础上进行的, 传感器阵列图像通过自动网格划分, 叶脉点所在的行和列对应着网格的行和列, 网格的交叉点处即是叶脉点所在的位置。以此网格交叉点为中心, 根据网格线行列间距的中点位置, 提取出叶脉点所在的方形区域, 如图 6(a) 中方形区域。由于特征提取是以叶脉点的中心颜色均匀的区域的颜色值来计算特征值的, 因此对于叶脉点边界的分割要求不是很严格, 局部分割采用阈值分割的方法就可将叶脉点与背景分开。采用上文提及的自适应

阈值分割的方法对叶脉点所在区域进行阈值分割, 分割的结果如图 6(e) 所示。对每一个叶脉点所在的区域都进行局部自适应阈值分割, 得到分割后的图像如图 6(f) 所示。

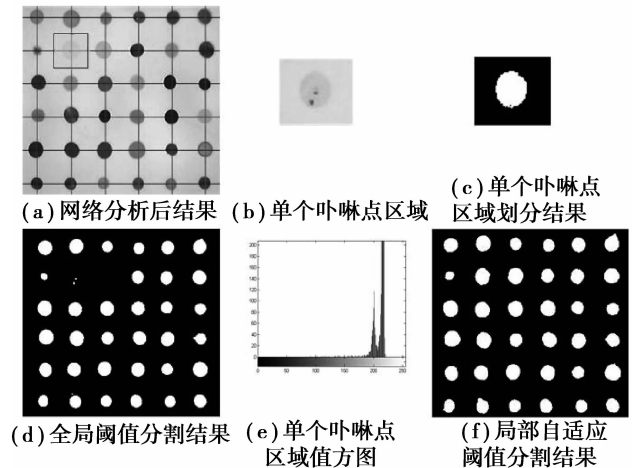


图 6 局部阈值分割处理过程图像

从处理的结果中可以看出, 分割算法可以很好的分割出弱信号叶脉点区域, 这是由于单个叶脉点的较小区域内, 叶脉点与其小范围背景有较大的灰度差异, 如图 6(d) 所示直方图存在 2 个明显的波峰, 可以选择合适的阈值将叶脉点与背景分开。

### 1.3 图像特征值提取

利用分割后的二值图像可以从校正后图像中提取出叶脉点的颜色信息, 如图 7(a) 所示, 图中仅含有叶脉点的颜色信息。特征值提取是从此图中得到代表每个叶脉点特征信息的特征值, 为后续的模式识别提供可靠、有效的分析数据。文中采用比例半径法从 PSA 图像中提取出叶脉点的特征作为模式识别的数据。

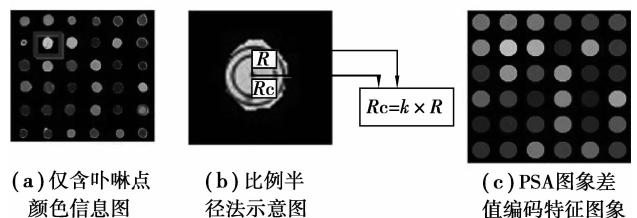


图 7 叶脉点有效区域内特征值提取过程

比例半径法提取特征信息的步骤如下:

1) 计算叶脉点的中心。叶脉点中心坐标设为  $(X, Y)$ , 将其重心设为叶脉点的中心, 其公式如下

$$X = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i), Y = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M y(j). \quad (10)$$

2) 计算叶脉点半径。叶脉点半径是取行半轴和

列半轴较小值,计算公式如下

$$R_r = \frac{1}{2}(\max[x(i)] - \min[x(i)]),$$

$$R_c = \frac{1}{2}(\max[y(j)] - \min[y(j)]), \quad (11)$$

$$R = \min(R_r, R_c),$$

其中,  $R_r$  是行半轴;  $R_c$  是列半轴;  $R$  是卟啉点的半径。

3) 确定加权比例。用比例半径法提取的有效区域是以卟啉点重心为中心,以一定比例加权的半径为半径的圆形区域。比例半径计算公式如下

$$R_c = k \times R, \quad (12)$$

其中:  $k$  是加权比例;  $R$  为卟啉点半径。

通过比例半径法获取得有效区域内,卟啉点的颜色值不是个定值,特征值的提取方法是计算有效区域所有像素颜色值的平均值作为特征值。每个特征值包含  $R$ 、 $G$ 、 $B$  3 个颜色分量,分别是每个卟啉点敏感区域所有  $R$ 、 $G$ 、 $B$  的平均值。

选择合适的加权比例系数,不仅能够去除边缘颜色发散的区域,又能最大的保留有效区域。对于加权比例的值,越小越能去除边缘发散的颜色点,但是同时参与特征提取运算的颜色信息也越少,因此,加权的比例应该在能去除边缘发散颜色区域的前提下,尽可能的大。通过大量的试验得到加权比例在  $0.5 \sim 0.7$  内获得颜色值比较稳定,因此本算法选择  $0.7$  作为加权比例。文中对  $6 \times 6$  的 PSA 图像进行特征信息的自动提取,所提取的特征信息就包含 108 个分量,将这 108 个分量按照从左到右,从上到下的顺序进行编码,就得到了图像的特征颜色编码值。以每个卟啉点的中心为圆心,以卟啉点的半径为半径,以卟啉点特征值为圆形区域所有像素点的像素值,就可得到表征卟啉点特征值的特征图像,如图 7(c) 所示。

## 2 特征提取结果及分析

在 arm-linux 平台下利用 qt 语言编程实现了本文所设计的 PSA 图像特征提取算法的软件设计,并成功的移植到自主设计的嵌入式毒气检测系统中。该系统对未知气体进行检测时,首先通过对气体与 PSA 芯片反应完全饱和后所采集的图像进行特征提取,得到特征差值编码信息,来确定气体的种类;然后在已知气体种类的前提下,通过处理反应未饱和的时间点的图像,得到各时间点的特征差值编码,来确定气体的浓度。通过对多种目标物气体检测显示,系统线性检测限为  $10 \times 10^{-9}$  级  $\sim 100 \times 10^{-6}$  级。

文中的特征值提取算法可提取出待测气体反应前后 PSA 图像中卟啉点的特征编码信息,对反应前

后的特征编码求绝对差值,就可得到待测气体的特征差值编码。此特征差值编码唯一表征了待测气体的信息,可以用来鉴别待测气体的种类和浓度。

为了验证本算法能够有效的提取出 PSA 图像卟啉点的特征,采用此检测系统分别对浓度为  $100 \times 10^{-6}$  的氨气 ( $\text{NH}_3$ )、异戊二烯 ( $\text{C}_5\text{H}_8$ ) 和庚醛 ( $\text{C}_7\text{H}_{14}\text{O}$ ) 进行了实验,得到反应完全后的差值编码及其特征图像,如图 8 所示,从特征图像中可以看出,每种气体的差值编码信息都存在差异。

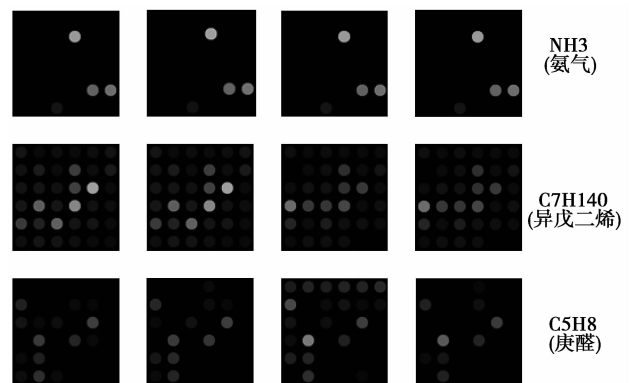
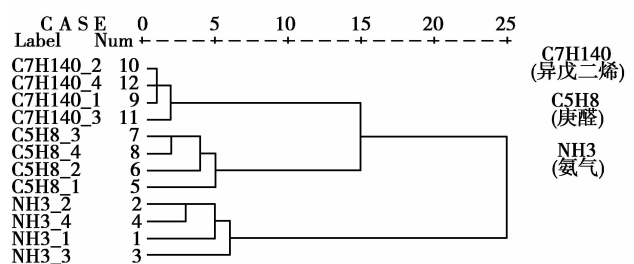
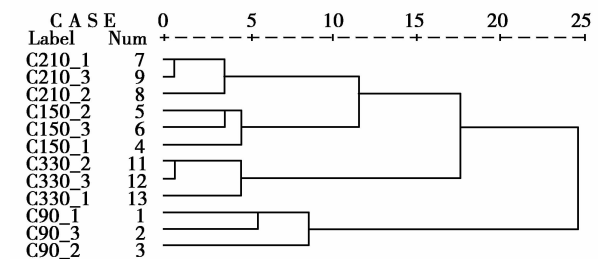


图 8 实验特差值编码特征图像

图 9(a) 是通过 spss15.0 采用欧氏距离对上述三种气体的特征编码进行聚类分析的聚类图,图 9(b) 是对浓度分别为  $90 \times 10^{-6}$ 、 $150 \times 10^{-6}$ 、 $210 \times 10^{-6}$  和  $330 \times 10^{-6}$  的氨气在同一时刻点(反应未饱和)的特征差值编码,利用 spss15.0 进行了聚类分



(a) 三种气体差值编码聚类图



(b) 氨气在 4 种浓度水平的差值编码聚类图

图 9 特征差值编类分析的聚类图

析的聚类图。从图中可以看出利用文中设计的算法提取的特征信息作为模式识别的输入,可以很好的识别出待测气体的种类和浓度。

### 3 结 语

基于卟啉传感器阵列及嵌入式的广泛应用,文中针对卟啉传感阵列图像,在 qt 语言平台下,设计了一种有效的图像全自动特征提取算法,并成功的移植到嵌入式系统中。算法由独特的自动校正算法、基于网格划分的区域分割算法及比例半径的特征提取算法构成,通过实验验证,可以很好的提取出图像中卟啉点的特征。该算法不仅适用于卟啉传感阵列图像,对其他的阵列图像的分析也有一定实用性。

#### 参考文献:

- [1] 王光荣. 神经性毒气“沙林”及检测[J]. 化工时刊, 1995(7): 20-22.  
WANG GUANG-RONG. Neuropathic gas “Sarin” and measurement[J]. Journal of Chemical Engineering, 1995(7):20-22.
- [2] GOLDOVSKY N, GOLDOVSKY V. Correlational gas analyzer[J]. Measurement, 2003, 33(3): 273-279.
- [3] LEONHARDT J W. A new ppb-gas analyzer by means of GC-ion mobility spectrometry(GC-IMS) [J]. Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry, 2003, 257(1):133-139.
- [4] UTRIAINEN M, KARPANOJA E, PAAKKANEN H. Combining miniaturized ion mobility spectrometer and metal oxide gas sensor for the fast detection of toxic chemical vapors [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2003, 93(1-3):17-24.
- [5] LIM S H, FENG L, KEMLING J W, et al. An optoelectronic nose for the detection of toxic gases[J]. Nature Chemistry, 2009, 1(7):562-567.
- [6] GRATE J W. Hydrogen-bond acidic polymers for chemical vapor sensing[J]. Chemical Reviews, 2008, 108(2):726-745.
- [7] KIM P, ALBARELLA J D, CAREY J R, et al. Towards the development of a portable device for the monitoring of gaseous toxic industrial chemicals based on a chemical sensor array[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2008, 134(1):307-312.
- [8] SEN A, ALBARELLA J D, CAREY J R, et al. Low-cost colorimetric sensor for the quantitative detection of gaseous hydrogen sulfide[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2008, 134(1):234-237.
- [9] HAMMOND M H, JOHNSON K J, ROSE-PEHRSSON S L, et al. A novel chemical detector using cermet sensors and pattern recognition methods for toxic industrial chemicals [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2006, 116(1-2):135-144.
- [10] JANZEN M C, PONDER J B, BAILEY D P, et al. Colorimetric sensor arrays for volatile organic compounds[J]. Analytical Chemistry, 2006, 78(11): 3591-3600.
- [11] HOU C J, YANG L M, HUO D Q. Optical detection of a competitive inhibitor of immobilized plant-esterase [C]//Proceedings of the 2009 3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE), June 11-13, 2009, Beijing, China. [S.l.]: IEEE Press, 2009:1-4.
- [12] 侯长军,段玉娟,霍丹群,等. 卟啉传感器检测挥发性有机化合物的研究进展[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(7):1-4.  
HOU CHANG-JUN, DUAN YU-JUAN, HUO DAN-QUAN, et al. Research progress of porphyrin-based sensors for VOCs detection [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2008, 27(7):1-4.
- [13] 吕建波,廖海洋,侯长军,等. 基于光谱分析的嵌入式毒气检测仪的设计[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 471-475.  
LV JIAN-BO, LIAO HAI-YANG, HOU CHANG-JUN, et al. Design of an embedded gas detector based on spectral analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(4):471-475.
- [14] 章毓晋. 图像处理与分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [15] 龚恒. 基于卟啉微阵列传感器系统的实现与研究[D]. 重庆:重庆大学, 2008.

(编辑 陈移峰)