

控制工程
Control Engineering of China
ISSN 1671-7848, CN 21-1476/TP

《控制工程》网络首发论文

题目: 基于火焰图像特征提取的 MSWI 燃烧工况识别
作者: 乔俊飞, 段滢杉, 汤健, 蒙西
DOI: 10.14107/j.cnki.kzgc.20190658
收稿日期: 2019-11-19
网络首发日期: 2020-11-19
引用格式: 乔俊飞, 段滢杉, 汤健, 蒙西. 基于火焰图像特征提取的 MSWI 燃烧工况识别. 控制工程. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20190658>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于火焰图像特征提取的 MSWI 燃烧工况识别

乔俊飞, 段滢杉, 汤健, 蒙西

(北京工业大学 信息学部, 北京 100124)



摘 要: 国内城市固体废物(Municipal Solid Waste, MSW)的组分复杂, 领域专家通常依据经验观测火焰视频图像识别焚烧炉燃烧状态进而调整 MSW 焚烧(MSW Incineration, MSWI)过程操作参数, 难以维持稳定的运行工况。针对上述问题, 提出了基于火焰图像颜色矩特征的 MSWI 过程燃烧工况识别方法。首先, 对焚烧火焰图像进行去雾和去噪预处理, 提高图像清晰度; 接着, 将图像转换到适合视觉系统识别的 HSV 空间后采用滑窗分块提取颜色矩特征, 采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)提取潜在特征以消除高维颜色矩特征间的共线性; 最后, 以提取的相互独立的潜在特征为输入, 采用最小二乘支持向量机(Least Square Support Vector Machine, LS_SVM)算法构建燃烧工况识别模型。基于国内某厂的实际焚烧图像仿真验证了所提方法的有效性。

关键词: 城市固废焚烧(MSWI); 图像预处理; HSV 颜色模型; 主成分分析(PCA); 最小二乘支持向量机(LS_SVM)

中图分类号: TP181

文献标识码: A

Recognition of MSWI Combustion Conditions Based on Feature Extraction of Flame Images

QIAO Jun-fei, DUAN Hao-shan, TANG Jian, MENG Xi

(Information Department, Beijing University of Technology, Beijing, 100124, China)

Abstract: Due to the complex characteristics of municipal solid waste (MSW) components in China, many experts in the industrial field rely on flame video images to identify the combustion conditions, and then adjust the operating parameters of the MSW incineration (MSWI) process. It is difficult to maintain stable operating conditions. To solve the above problems, a combustion condition recognition method for MSWI process based on the color moment features of flame images is proposed. Firstly, the image of burning flame is defogged and denoised to improve the definition of the image. Then, the image is converted to HSV space suitable for vision system recognition and Color Moment features are extracted by sliding window method. In order to eliminate the collinearity between the above Color Moment features, and principal component analysis (PCA) method is used to extract potential features to eliminate collinearity between high-dimensional color moment features that are independent of each other. Finally, taking the extracted potential features as the input, the working condition recognition model of MSWI process is built based on the least squares support vector machine (LS_SVM) algorithm. The effectiveness of the proposed method is verified based on the actual incineration images of a domestic factory.

Key words: municipal solid waste incineration (MSWI); image preprocessing; HSV color model; principal component analysis (PCA); least square support vector machine (LS_SVM)

收稿日期: 2019-11-19; 修回日期: 2020-07-24

基金项目: 国家自然科学基金, 重大项目课题(61890935); 国家自然科学基金(62073006); 国家自然科学基金(61903012)

作者简介: 乔俊飞(1968—), 男, 内蒙古鄂尔多斯人, 博士, 教授, 主要从事智能控制与智能信息处理、复杂过程建模与优化控制的研究; 段滢杉(1995—), 女, 河北石家庄人, 研究生, 主要研究方向为固废处理过程、机器视觉等(本文通讯作者); 汤健(1974—), 男, 辽宁北票人, 博士, 教授, 主要从事小样本数据建模, 固废处理过程智能控制; 蒙西(1988—), 女, 湖北荆州人, 博士, 讲师, 主要从事人工神经网络, 类脑智能模型以及智能信息处理。

1 引 言

城市固体废物(MSW)的产生数量随工业化、城市化的发展以及人民生活水平的日益提高已达到 8%的全球年增长率^[1,2]。MSW 焚烧 (MSWI)发电技术因其减量效果好、处理速度快等优点已逐渐成为我国解决“垃圾围城”问题的主要方式^[3]。然而发展中国家的 MSWI 仍然存在许多亟待解决的问题^[4],其中最为突出的问题是污染物排放不达标^[5,6],其与燃烧过程运行状态的不稳定密切相关。我国 MSW 成分特殊、热值波动大,燃烧状态很不稳定,易造成炉膛内结焦、积灰、腐蚀等问题,甚至引起炉膛爆炸^[7]。因此,MSWI 过程的优化运行需要准确识别燃烧工况以确保焚烧的充分性,提高运行的经济性和环保性。目前,MSWI 过程的燃烧工况主要依据焚烧图像中火焰燃烬线的位置进行识别,针对复杂多变的 MSWI 环境,如何依据焚烧图像特性提取特征,构造可靠、鲁棒的焚烧工况识别模型还是一个开放性难题。

针对图像预处理,文献[8]提出的基于暗通道先验的去雾算法有效提高了图像能见度;文献[9,10]验证了中值滤波算法能够有效去除噪声,保留图像边缘。针对焚烧图像特征提取,文献[11]依据火焰的颜色特点和空间分布特点,提取火焰平均亮度、火焰图像锋面中心点位置等4个特征;文献[12]提取焚烧火焰图像有效区平均灰度及其方差等7个特征,上述研究特征提取过程较为繁琐;文献[13]提取了感兴趣区域的色彩特征和形态特征。通常,火焰直观特征是颜色,常用的颜色特征有颜色直方图、颜色矩、颜色熵等,其中颜色矩具有简单有效、处理效率高等特点。根据MSWI火焰图像中火焰分布特点,提取不同区域颜色矩特征为本文研究提供了思路。针对焚烧图像的高维特征,文献[12]运用粗糙集理论进行维数约简,但该方法主要是进行特征的删减,未能有效去除特征间的多重共线性。文献[14]采用主成分分析法(PCA)处理高维图像特征获得相互独立的潜在变量。针对焚烧工况识别,文献[12]采用BP神经网络模型识别MSWI燃烧状态,但方法要求数据之间存在明显差异性;文献[15]的研究表明支持向量机(SVM)和最小二乘支持向量机(LS_SVM)具有较高的分

类准确率,能够很好地解决小样本、非线性问题。相比SVM,LS_SVM具有较快的求解速度快,求解所需计算资源少。

综上,本文提出基于火焰图像颜色矩特征的MSWI过程燃烧工况识别方法。首先,对焚烧火焰图像进行去雾和去噪预处理,提高图像清晰度;接着,将图像转换到适合视觉系统识别的HSV空间后采用滑窗分块提取火焰颜色矩特征,并采用PCA提取潜在特征;最后,以提取的相互独立的潜在特征为输入,采用LS_SVM算法构建燃烧工况识别模型。基于国内某厂的实际焚烧图像验证了所提方法的有效性。

2 建模策略

MSW由专用运输车收集后运至卸料大厅,倾倒至密封的存放池内后由人工操控的吊斗将MSW放入焚烧炉进料斗内,再由给料机将其推至炉排炉。在焚烧炉的炉排内依次经历干燥、点燃、燃烧和烧尽四个阶段。相应的燃烧工况可以分为:(1)燃烬线前移;(2)燃烬线正常;(3)燃烬线后移。通过图像中火焰燃烬线的分布位置能够识别工况。不同工况的描述和相应操作为:(1)燃烬线前移,即靠近推料器下方时,易出现结焦阻碍下料口等情况,此时需要增加上炉排或者推料器速度,降低一次风量;(2)燃烬线正常,火焰集中在燃烧线附近,火焰明亮,垃圾充分燃烧,燃烧状态良好;(3)燃烬线后移,固废在燃烬区焚烧,需要减慢燃烬炉排推进速度,增加一次风量。当火焰燃烬线正常时是最佳燃烧状态,符合工业生产要求。

根据上述描述可知,当前主要依靠人工方式观察焚烧炉内固废焚烧视频,通过观察火焰的分布位置判断工况,但是该方式易受操作者经验,状态和工作态度的影响。随着图像处理技术的不断发展和成熟,本文将机器视觉技术应用到固废焚烧中,提出了由图像预处理、基于滑窗分块的颜色矩特征提取和燃烧工况识别 3 个模块组成的MSWI过程燃烧工况识别方法,如图1所示。

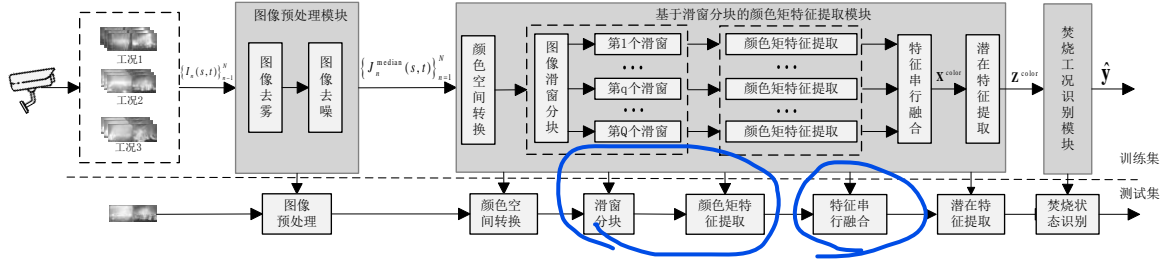


图 1 基于火焰图像颜色特征的 MSWI 过程燃烧工况识别

Fig. 1 Identification of combustion conditions in MSWI process based on color characteristics of flame images

图 2 中, $\{I_n(s,t)\}_{n=1}^N$ 表示原始焚烧火焰图像集合, $I_n(s,t)$ 表示第 n 幅火焰图像, N 表示全部火焰图像数量, 即建模样本数量, (s,t) 表示像素点的空间坐标; $J_n^{\text{median}}(s,t)$ 表示经过中值滤波后得到的图像。 $\{J_n^{\text{median}}(s,t)\}_{n=1}^N$ 表示经预处理之后得到的全部火焰图像; $\mathbf{X}^{\text{color}} \in R^{N \times P}$ 表示提取颜色矩后特征集合, P 表示颜色矩特征的维数; $\mathbf{Z}^{\text{color}} \in R^{N \times M}$ 表示对颜色矩特征进行潜在变量提取后的特征集合, M 表示潜在变量的维数; $\hat{\mathbf{y}}$ 表示燃烧工况的识别结果。

上述模块的功能是:

① 图像预处理模块: 对火焰图像进行去雾和去噪处理。

② 基于滑窗分块的颜色矩特征提取模块: 对图像进行颜色空间转换, 利用滑窗分块并提取火焰图像的颜色矩特征, 将不同滑块的颜色矩特征进行串行融合后进行潜在特征提取和选择。

③ 燃烧工况识别模块: 基于选择的潜在特征构建燃烧工况识别模型。

3 建模实现

3.1 图像预处理

固废焚烧图像的噪声主要来源于采集和传输过程, 其造成图像质量差进而影响后续燃烧工况的识别。在实际焚烧图像采集过程中, 固废焚烧内部环境复杂, 如较大的光线强弱变化以及焚烧过程中伴有的飞灰和烟雾, 会导致火焰图像的清晰度变差, 进而在图像生成和传输过程中增加了图像噪声的随机性。

3.1.1 图像去雾

采用暗通道先验去雾算法能够有效减少焚烧炉内灰烬对焚烧火焰图像的干扰, 还原了火焰图像的颜色和能见度。以原始焚烧火焰图像数据集 $\{I_n(s,t)\}_{n=1}^N$ 中的第 n 张火焰图片 $I_n(s,t)$ 为例, 其为 $L_{\text{en}} * W_{\text{id}} * 3$ 大小的 RGB 图像, 各颜色空间下像素点总数 $N_p = L_{\text{en}} * W_{\text{id}}$, 其中 L_{en} 和 W_{id} 分别表示图像的

长度和宽度。基于暗通道先验的图像去雾算法可描述如下。

首先定义局部块 $\Omega = k \times l$, 以 Ω 大小的模板对原始火焰图像 $I_n(s,t)$ 在 R、G、B 三个通道里做最小值滤波得到 $I_n^{\text{dark}}(s,t)$ 。然后计算大气光成分 A 。在暗通道图中选择图像像素点个数 (N_p) 千分之一一个像素值最高的点 N_{p_num} , 如下所示:

$$N_{p_num} = \frac{N_p}{1000} \quad (1)$$

记录这些点对应的坐标 (s,t) ; 再根据这些点的坐标 (s,t) 分别在原图像 I_n 的三个通道里找到对应像素点求和分别得到 r_sum 、 g_sum 、 b_sum , 用 (r_sum, g_sum, b_sum) 表示。则大气光成分 $\mathbf{A} = [A^r \ A^g \ A^b]$, A^r 、 A^g 和 A^b 分别表示 R、G、B 三个通道下对应 A 值的大小, 即 $A^r = r_sum / N_p$; $A^g = g_sum / N_p$; $A^b = b_sum / N_p$ 。

基于以下公式计算透射率 $\mathbf{r}_n^{\text{dark}}(s,t)$:

$$\mathbf{r}_n^{\text{dark}}(s,t) = 1 - \lambda(I_n^{\text{dark}}(s,t) / \mathbf{A}) \quad (2)$$

式中, λ 是深度系数, A 是大气光成分。

利用如下公式得到去雾后的图 $J_n(s,t)$,

$$J_n(s,t) = \frac{I_n(s,t) - \mathbf{A}(1 - \mathbf{r}_n^{\text{dark}}(s,t))}{\mathbf{r}_n^{\text{dark}}(s,t)} \quad (3)$$

$$= \frac{I_n(s,t) - \mathbf{A}}{\mathbf{r}_n^{\text{dark}}(s,t)} + \mathbf{A}$$

考虑到原始焚烧图像的暗度, 需对 $\mathbf{r}_n^{\text{dark}}(s,t)$ 设定一个阈值 r_0 。则式(3)改写为:

$$J_n(s,t) = \frac{I_n(s,t) - \mathbf{A}}{\max(\mathbf{r}_n^{\text{dark}}(s,t), r_0)} + \mathbf{A} \quad (4)$$

式中, $\max(\cdot)$ 表示取最大值函数。

3.1.2 图像去噪

焚烧图像采集过程中易受成像和传输设备的干扰而产生随机噪声, 因此采用中值滤波算法对图像进行去噪, 图像去噪的同时保留火焰边缘。假定 S 表示大小为 $m_{\text{win}} * n_{\text{win}}$ 的矩形窗口, 中值滤波器是指 $m_{\text{win}} * n_{\text{win}}$ 的窗口中将像素值从小到大排序,

将中间像素值赋给对应模板中心的像素,即

$$J_n^{\text{median}}(s,t) = \text{median}_{(s,t) \in S} \{J_n(s,t)\} \quad (5)$$

式中, $J_n^{\text{median}}(s,t)$ 表示去噪声后的第 n 幅火焰图像。

3.2 基于滑窗分块的颜色矩特征提取

不同的燃烧工况下火焰燃烬线的分布位置也不同,导致火焰图像的颜色矩特征空间分布也不同。因此采用滑窗分块的颜色矩特征提取,包括颜色空间转换、图像滑窗分块、颜色矩特征提取、特征串行组合和潜在特征提取等共 5 个模块,分别描述如下。

① 颜色空间转换

由于采集到的固废焚烧图像具有明显的亮度变化,不易与背景进行区分,故将图像从 RGB 颜色空间转换到符合人类视觉系统的 HSV 颜色空间,过程如下所示,

$$\{J_n^{\text{median}}(s,t)\}_{n=1}^N \Rightarrow \{J_n^{\text{HSV}}(s,t)\}_{n=1}^N \quad (6)$$

式中, $J_n^{\text{HSV}}(s,t)$ 表示转到 HSV 颜色空间的第 n 幅图像。

② 图像滑窗分块

以 $J_n^{\text{HSV}}(s,t)$ 为例,采用滑动窗口对整个图像进行分块特征提取,本文采用无重叠像素的滑窗,令 $G = m_{\text{sli}} * n_{\text{sli}}$ 为滑窗大小(G 为单个滑窗包含的像素点数, m_{sli} 和 n_{sli} 分别表示滑窗的长和宽),令 d^2 表示每个颜色空间下进行滑窗的次数,其计算如下:

$$d = \frac{L_{\text{en}}}{m_{\text{sli}}} \text{ 或 } d = \frac{W_{\text{id}}}{n_{\text{sli}}} \quad (7)$$

其中,滑窗大小与图像大小成比例。

③ 颜色矩特征提取

颜色矩可有效表示火焰颜色特征且主要信息存在低阶矩中。本文此处选择火焰图像 3 个颜色空间下的一阶矩、二阶矩和三阶矩作为图像特征。以第 n 幅图像的第 q 次滑窗块为例,各颜色空间下的一阶矩 μ_{n-q}^{color} 、二阶矩 $\sigma_{n-q}^{\text{color}}$ 和三阶矩 $\delta_{n-q}^{\text{color}}$ 如下所示。

$$\mu_{n-q}^{\text{color}} = [\mu_{n-q}^{\text{color}_H}, \mu_{n-q}^{\text{color}_S}, \mu_{n-q}^{\text{color}_V}] \quad (8)$$

$$\sigma_{n-q}^{\text{color}} = [\sigma_{n-q}^{\text{color}_H}, \sigma_{n-q}^{\text{color}_S}, \sigma_{n-q}^{\text{color}_V}] \quad (9)$$

$$\delta_{n-q}^{\text{color}} = [\delta_{n-q}^{\text{color}_H}, \delta_{n-q}^{\text{color}_S}, \delta_{n-q}^{\text{color}_V}] \quad (10)$$

$$\begin{cases} \mu_{n-q}^{\text{color}_H} = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G J_g^{\text{median}} \\ \mu_{n-q}^{\text{color}_S} = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G J_g^{\text{median}} \\ \mu_{n-q}^{\text{color}_V} = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G J_g^{\text{median}} \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \sigma_{n-q}^{\text{color}_H} = \left(\frac{1}{G} \sum_{g=1}^G (J_g^{\text{median}} - \mu_{n-q}^{\text{color}_H})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ \sigma_{n-q}^{\text{color}_S} = \left(\frac{1}{G} \sum_{g=1}^G (J_g^{\text{median}} - \mu_{n-q}^{\text{color}_S})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ \sigma_{n-q}^{\text{color}_V} = \left(\frac{1}{G} \sum_{g=1}^G (J_g^{\text{median}} - \mu_{n-q}^{\text{color}_V})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \delta_{n-q}^{\text{color}_H} = \left(\frac{1}{G} \sum_{g=1}^G (J_g^{\text{median}} - \mu_{n-q}^{\text{color}_H})^3 \right)^{\frac{1}{3}} \\ \delta_{n-q}^{\text{color}_S} = \left(\frac{1}{G} \sum_{g=1}^G (J_g^{\text{median}} - \mu_{n-q}^{\text{color}_S})^3 \right)^{\frac{1}{3}} \\ \delta_{n-q}^{\text{color}_V} = \left(\frac{1}{G} \sum_{g=1}^G (J_g^{\text{median}} - \mu_{n-q}^{\text{color}_V})^3 \right)^{\frac{1}{3}} \end{cases} \quad (13)$$

式中, $\mu_{n-q}^{\text{color}_H}$ 、 $\mu_{n-q}^{\text{color}_S}$ 和 $\mu_{n-q}^{\text{color}_V}$ 分别表示 H、S 和 V 三个颜色空间下的一阶矩; $\sigma_{n-q}^{\text{color}_H}$ 、 $\sigma_{n-q}^{\text{color}_S}$ 和 $\sigma_{n-q}^{\text{color}_V}$ 分别表示 H、S 和 V 三个颜色空间下的二阶矩; $\delta_{n-q}^{\text{color}_H}$ 、 $\delta_{n-q}^{\text{color}_S}$ 和 $\delta_{n-q}^{\text{color}_V}$ 分别表示 H、S 和 V 三个颜色空间下的三阶矩; J_g^{median} 表示大小为 G 的滑窗内第 g 个像素点值。

④ 特征串行组合

全部样本的颜色矩特征 $\mathbf{X}^{\text{color}}$ 可表示为,

$$\mathbf{X}^{\text{color}} = \begin{bmatrix} \mu_{1-1}^{\text{color}}, \sigma_{1-1}^{\text{color}}, \delta_{1-1}^{\text{color}}, \dots, \mu_{1-d^2}^{\text{color}}, \sigma_{1-d^2}^{\text{color}}, \delta_{1-d^2}^{\text{color}} \\ \vdots \\ \mu_{n-1}^{\text{color}}, \sigma_{n-1}^{\text{color}}, \delta_{n-1}^{\text{color}}, \dots, \mu_{n-d^2}^{\text{color}}, \sigma_{n-d^2}^{\text{color}}, \delta_{n-d^2}^{\text{color}} \\ \vdots \\ \mu_{N-1}^{\text{color}}, \sigma_{N-1}^{\text{color}}, \delta_{N-1}^{\text{color}}, \dots, \mu_{N-d^2}^{\text{color}}, \sigma_{N-d^2}^{\text{color}}, \delta_{N-d^2}^{\text{color}} \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中, μ_{n-q}^{color} 、 $\sigma_{n-q}^{\text{color}}$ 和 $\delta_{n-q}^{\text{color}}$ 分别表示第 n 张图片的第 q 个滑窗对应的一阶矩、二阶矩和三阶矩,不同的向量阶矩全局性的表征了火焰的颜色矩空间分布信息。由上式可知,每幅火焰图像提取的特征维数为 $P = d^2 \times 3 \times 3$, 故 $\mathbf{X}^{\text{color}} \in R^{N \times P}$ 。

⑤ 潜在特征提取

采用滑窗操作提取的特征维数高,会增加识别模型的复杂性。采用 PCA 对进行潜在特征提取,将颜色矩特征从高维空间映射到低维空间。此处将累计方差贡献率的阈值记为 θ_{PCA} , 所提取与选

择的潜在特征数量 M ，则获得的输入特征数据集可表示为

$$\begin{aligned}\mathbf{Z}^{\text{color}} &= [\mathbf{z}^1, \dots, \mathbf{z}^m, \dots, \mathbf{z}^M] \\ &= [\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_n, \dots, \mathbf{z}_N]^T\end{aligned}\quad (15)$$

式中， \mathbf{z}_n 表示第 n 个颜色矩特征样本， \mathbf{z}^m 表示第 m 个特征变量。

3.3 识别模型构建

最小二乘-支持向量机(LS_SVM)求解原始问题的对偶问题，将不等式约束转变为等式约束，通过求解构造的线性方程组来代替 SVM 中的 QP 问题。本文构建了基于 LS_SVM 的燃烧工况识别模型。

LS_SVM 的优化问题描述为：

$$\begin{aligned}\min J(\mathbf{w}, \xi) &= \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + c \sum_{n=1}^N \xi_n^2 \\ \text{s.t. } y_n &= \left[\left(\Psi(z_n) \mathbf{w} + b \right) \right] = 1 - \xi_n\end{aligned}\quad (16)$$

式中， w 表示权重， c 表示正则化项， ξ_n 表示误差变量，保证一定的容错率， y_n 表示第 n 个样本的类别， b 表示偏差， $n=1, 2, \dots, N$ 。

用拉格朗日法求解上述优化问题，LS_SVM 优化问题转化为求解线性方程：

$$\begin{aligned}L(\mathbf{w}, b, \xi_n, \alpha_n) &= \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} c \sum_{n=1}^N \xi_n^2 - \\ &\sum_{n=1}^N \alpha_n \left(y_n \left(\mathbf{w}^T \Psi(z_n) + b \right) - 1 + \xi_n \right)\end{aligned}\quad (17)$$

式中， α_n 为拉格朗日乘子，将式(17)分别对 w , b ,

ξ_n 和 α_n 求导，并令等式为零可得到：

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{n=1}^N \alpha_n y_n \Psi(z_n) \quad (18)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow 0 = \sum_{n=1}^N \alpha_n y_n \quad (19)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_n} = 0 \rightarrow \alpha_n = c \xi_n \quad (20)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_n} = 0 \rightarrow y_n \left(\mathbf{w}^T \Psi(z_n) + b \right) - 1 + \xi_n = 0 \quad (21)$$

LS_SVM 优化问题转化为求解线性方程：

$$\begin{bmatrix} 0 & y_1 & \cdots & y_N \\ y_1 & y_1 y_1 K(z_1, z_1) + 1/c & \cdots & y_1 y_N K(z_1, z_N) \\ & & \ddots & \\ y_N & y_N y_1 K(z_N, z_1) & \cdots & y_N y_N K(z_N, z_N) + 1/c \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b \\ \alpha^1 \\ \vdots \\ \alpha^N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中 $K(z_i, z_j)$ 为支持向量机的核函数， $i=1, 2, \dots, N$ ， $j=1, 2, \dots, N$ 。本文中，核函数选择径向基函数：

$$K(z_i, z_j) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|z_i - z_j\|^2\right) \quad (23)$$

式中 z_i 和 z_j 表示图像样本， σ 表示核函数宽度。

则 LS_SVM 的分类决策函数表达式为：

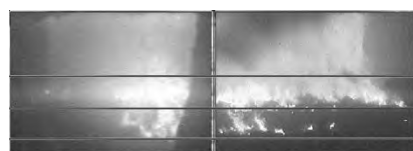
$$\hat{y} = \text{sgn}\left(\sum_{n=1}^N \alpha_n y_n \mathbf{K}(z, z_n) + b\right) \quad (24)$$

式中 \hat{y} 表示模型输出结果。

4 应用实验

4.1 数据描述

本文中的建模数据参考于北京某 MSWI 焚烧企业。以间隔一分钟的速度对焚烧火焰视频进行截图。样本数量 N 为 270 个，其中训练样本 180 个，测试样本 90 个，图片大小为 1436×507 。炉膛内左右两侧均安装有摄像机，因此采集到的图像分为左右两部分，两架摄像机均能够探测到炉膛内整体火焰分布，这种综合炉膛左右两个方位考虑的好处是能够保证多视角下观测火焰，对燃烧工况的判断更加准确有效，从而做出准确一致的调整确保固废垃圾充分燃烧，因此，在识别燃烧工况时，模拟固废现场工作人员识别方法，将对左右两幅图像进行整体评估，以确保识别结果的准确性。结合现场专家经验，将焚烧工况分为三种，分别是燃烬线前移、燃烬线正常和燃烬线后移，以下简称为工况 1、工况 2 和工况 3。三种工况分别如图 2 (a) ~ (c) 所示。



(a) 工况 1
(a) Condition 1



(b) 工况 2
(b) Condition 2



(c) 工况 3
(c) Condition 3

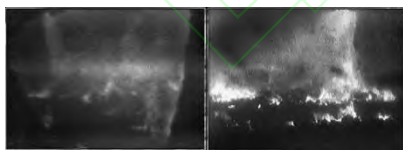
图 2 原始图像
Fig. 2 The original images

从三幅图像中可以看到，不同的工况下火焰的分布，色彩明暗程度各不同，且原始火焰图像受干扰严重，图像部分区域固废垃圾受火焰辐射产生亮度，图像中各种干扰相互耦合，导致图像整体模糊。

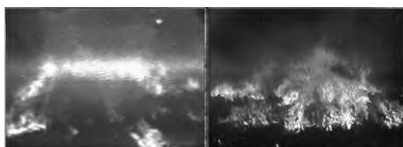
4.2 实验结果

4.2.1 图片预处理结果

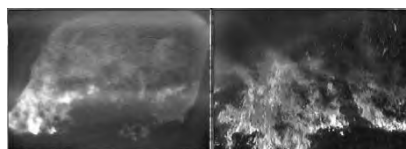
首先采用暗通道先验去雾算法对图像进行去雾，参数设定值：局部块 $\Omega=9\times 9$ ，阈值 $r_0=0.1$ ， $\lambda=0.95$ 。不同工况下的处理结果如图 3 (a) ~ (c)所示。



(a) 工况 1
(a) Condition 1



(b) 工况 2
(b) Condition 2

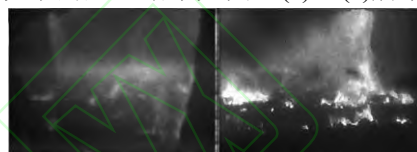


(c) 工况 3
(c) Condition 3

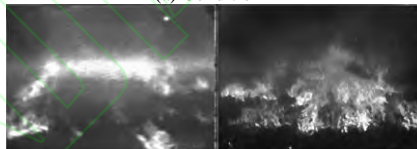
图 3 去雾后的图像
Fig. 3 Images after defogging

由图 3 可知，经去雾处理后，焚烧火焰图片中的烟雾和灰烬明显减少并且火焰呈现真实色彩，火焰颜色明亮且易于与背景分离，但是仍然存在随机噪声，需进一步对图像进行去噪。

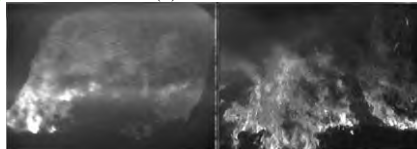
采用 $S=5\times 5$ 模板对图像进行去噪处理。不同燃烧工况下的处理结果如图 4 (a) ~ (c)所示。



(a) 工况 1
(a) Condition 1



(b) 工况 2
(b) Condition 2



(c) 工况 3
(c) Condition 3

图 4 去噪后的图像
Fig. 4 Images after denoising

由图 4 可知，图像经中值滤波去噪处理后，噪点明显减少，提高图像质量的同时保留了边缘细节。

4.2.2 颜色矩特征提取结果

① 颜色空间转换结果

三种工况下对图像进行颜色空间转换结果。如图 5 (a) ~ (c)所示。



(a) 工况 1
(a) Condition 1

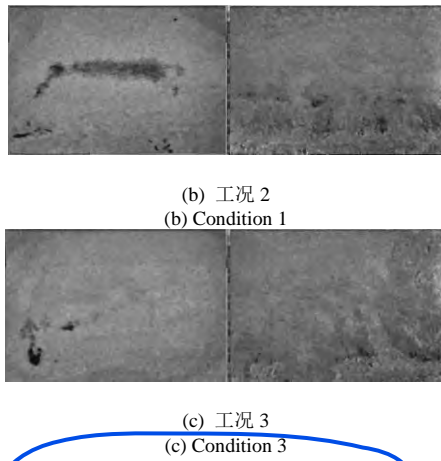


图 5 HSV 颜色空间转换
Fig. 5 HSV color space conversion

根据上述图像可知，与背景相比，火焰的亮度和颜色较为突出，因此火焰图像由 RGB 转换到 HSV 颜色空间之后，其明亮程度分布就能很好的体现出来，因此在 HSV 颜色空间下能够更好的表征火焰特征，可以更好的将火焰与背景区分开来。

② 滑窗分块结果

以滑窗大小为 287×101 为例，则需要进行 5×5 次滑窗操作，将图像分为 25 块，如图 6 (a)~(c)所示。

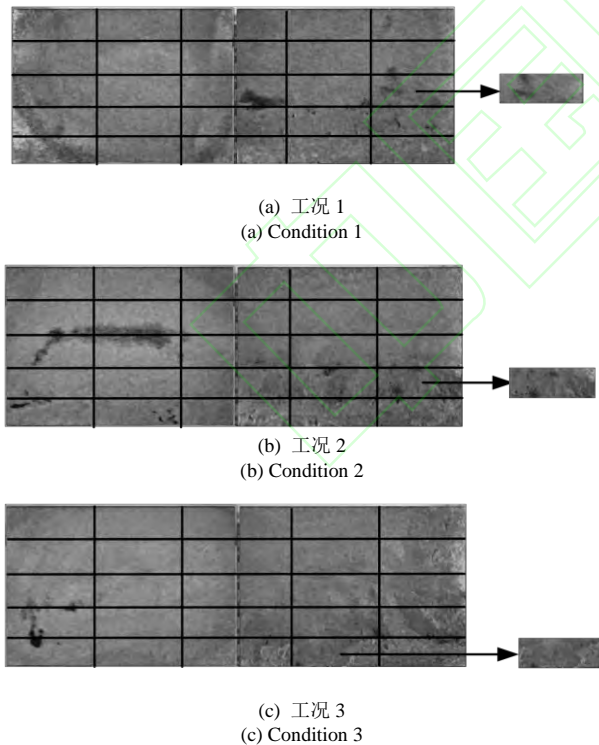


图 6 滑窗分块结果
Fig. 6 Sliding window segmentation result

从图 6 可知，经过滑窗块操作得到不同燃烧工况下差别化的焚烧区域。当燃烬线前移时，图像颜色矩特征主要分布在燃一段，靠近图像上部分；当燃烬线正常时，颜色矩特征主要分布在燃烧线

附近，处于图像中间位置；当燃烬线后移时，颜色矩特征主要分布在燃烬段，靠近图像下方。

利用上述滑窗块提取的颜色矩是表征焚烧工况的关键特征。将所有滑窗块提取到的特征串行组合后得到 225 维特征，不同工况下这些特征的分布如图 8 所示。

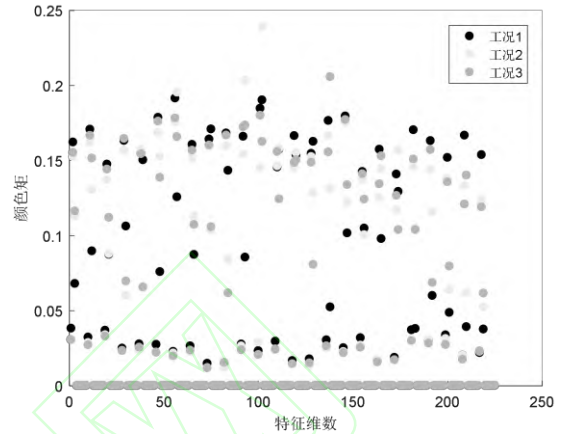


图 7 不同工况下特征串行后的分布
Fig. 7 Distribution of characteristics after serialization under different working conditions

从图 7 可知，采用 225 维的数据集在不同工况下的分布差异不明显，高维特征结构增加了计算的复杂性，不利于分类器进行识别，为了解决这一问题，需要对火焰颜色矩特征进行潜在变量提取。

③ 潜在特征提取结果

利用 PCA 进行潜在变量提取结果，见表 1。

表 1 不同维数下的累计方差贡献率
Tab. 1 Cumulative variance contribution rate under different dimensions

潜在变量 保留个数	累计方差 贡献率	潜在变量 保留维数	累计方差 贡献率
1	29.9%	15	82.1%
2	41.9%	16	83.2%
3	49.7%	17	84.2%
4	55.4%	18	85.1%
5	60.5%	19	85.8%
6	64.5%	20	86.5%
7	68.1%	21	87.2%
8	70.9%	22	87.8%
9	73.2%	23	88.4%
10	75.1%	24	88.9%
11	76.9%	25	89.4%
12	78.4%	26	89.9%
13	79.7%	27	90.4%
14	80.9%	28	90.8%

PCA 潜在特征选择曲线如图 8 所示。

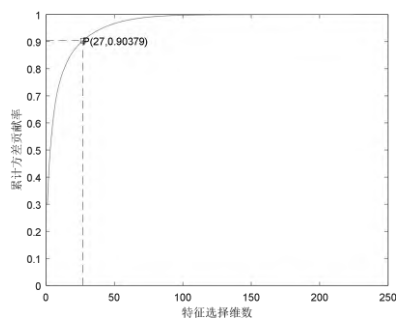


图 8 PCA 潜在特征提取结果

Fig. 8 Potential feature extraction results after PCA

表 2 基于不同颜色特征的分类器模型比较结果

Tab. 2 Comparison results of classifier models based on different color features

序号	特征提取方法	维数	平均准确率	最高准确率	惩罚参数	RBF 核函数宽度 σ	备注
					c		
1	未引入滑窗	9	50.44%	52.22%	1.55	4.28	
2	引入滑窗(287×101)	225	64%	68.89%	6.58	60.17	
3	潜在特征提取	27	71.67%	75%	17.34	13.24	

从表 2 可知：第 1 种方法不进行滑窗操作，对 9 维的数据集仿真得到平均准确率是 50.44%，最高准确率是 52.22%，对应的 c 和 σ 分别取 1.55 和 4.28；第 2 种方法引入滑窗操作(以滑窗大小 287×101 为例)，输入数据为 225 维，仿真结果平均准确率是 64%，最高准确率是 68.89%；对应的 c 和 σ 分别取 6.58 和 60.17；第 3 种方法对 225 数据进行潜在特征提取，得到 27 维的数据，仿真结果平均准确率是 71.67%，最高准确率是 75%，对应的 c 和 σ 分别取 17.34 和 13.24。

实验结果表明，第 3 种方法进行滑窗操作和潜在变量提取之后得到的数据无论是平均准确率还是最高准确率都要优于前两种方法，更容易识

结合表 1 和图 9，本文选择阈值 $\theta_{PCA} = 0.9$ ，最终确定的输入样本的维数大小为 27。

4.2.3 基于不同颜色特征的分类器模型比较

本实验中采 LSSVMLabv1_8_R2009b_R2011a 工具箱进行仿真，采用网格搜索方法对参数进行寻优，由于参数的选择具有一定盲目性和随机性，为了得到公平的对比结果，本文对三种特征提取方法分别运行 5 次得到的平均计算结果，见表 2。

别焚烧工况，所提方法具有有效性。

为了说明采用滑窗操作的有效性，本文采用不同尺寸的滑窗进行对比实验，滑窗大小分别为 1436×507(滑窗大小为图像大小，即不采取滑窗操作)、479×169、287×101、205×72，四种不同尺寸的滑窗需要进行的操作次数分别为 1、9、25 和 49 次，相应的，得到的颜色矩特征个数分别为 9、81、225 和 441。当滑窗大小为 1436×507 时，相当于直接对整幅图像进行颜色矩特征提取，为保留特征的完整性，便不再进行 PCA 操作，其他三种情况下，选择阈值 $\theta_{PCA} = 0.9$ ，得到的对比实验结果，见表 3。

表 3 不同大小滑窗的对比实验

Tab. 3 Comparison experiment of different sizes of sliding windows

序号	滑窗大小	PCA 之前		PCA 之后	
		特征个数	分类准确率	特征个数	分类准确率
1	1436×507	9	52.22%	—	—
2	479×169	81	65.56%	11	60%
3	287×101	225	68.89%	27	75%
4	205×72	441	66.67%	22	70%

从表 3 可知，滑窗能够捕捉图像中火焰分布的细节特征，且随着滑窗尺寸的不断减小，火焰图

像更细微的颜色矩特征被提取来；由于滑窗尺寸减小带来的高维特征变量问题不仅增加了计算复

杂度, 而且还降低了分类准确率, 因此, 本文引入 PCA 操作进行潜在颜色矩特征提取, 通过横向对比, 有效地提高了分类准确率; 在四个实验对比中发现, 当滑窗尺寸选择 287×101 时的分类准确率最高, 能够较好地实现 MSWI 过程燃烧工况识别。

5 结 论

本文提出了基于火焰图像颜色特征提取的 MSWI 过程燃烧工况识别方法。该方法的贡献表现在: (1) 基于暗通道的图像去雾算法提高了焚烧火焰图像的清晰度; (2) 基于滑窗分块在 HSV 空间提取高维颜色矩特征和基于 PCA 再提取潜在特征消除高维颜色矩特征间的共线性的策略能够提取有效特征和降低特征维数。基于北京某固废焚烧发电企业的工业过程数据, 仿真验证了所提方法的有效性和可行性。

参考文献(References)

- [1] Korai M S, Mahar R B, Uqaili M A. The feasibility of Municipal Solid Waste for Energy Generation and Its Existing Management Practices in Pakistan[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, 72(72): 338-353.
- [2] Kolekar K A, Hazra T, Chakrabarty S N. A Review on Prediction of Municipal Solid Waste Generation Models[J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2016, 35: 238-244.
- [3] 乔俊飞, 郭子豪, 汤健. 面向城市固废焚烧过程的二噁英排放浓度检测方法综述[J]. *自动化学报*, 2020, 46(6): 1063-1089.
Qiao J F, Guo Z H, Tang J. Dioxin Emission Concentration Measurement Approaches for Municipal Solid Wastes Incineration Process: A Survey[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(6): 1063-1089.
- [4] Zhang D Q, Tan S K, Gersberg R M. Municipal Solid Waste Management in China: Status, Problems and Challenges[J]. *Journal of Environmental Management*, 2010, 91(8): 1623-1633.
- [5] Yuanan H, Hefa C, Shu T. The Growing Importance of Waste-To-Energy (WTE) Incineration in China's Anthropogenic Mercury Emissions: Emission Inventories and Reduction Strategies[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 97: 119-137.
- [6] Huang T, Zhou L, Liu L, et al. Ultrasound-enhanced Electrokinetic Remediation for Removal of Zn, Pb, Cu and Cd in Municipal Solid Waste Incineration Fly Ashes[J]. *Waste Management*, 2018, 75: 226-235.
- [7] 范赞. 环保型垃圾焚烧炉监控系统的研究[D]. 武汉理工大学, 2009.
Fan Z. Research on Control System for Environmental-Friendly Waste Incineration[D]. Wuhan University of Technology, 2009.
- [8] He K, Sun J, Fellow, et al. Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [9] 张丽. 摄像机图像噪声分析及处理[D]. 浙江大学, 2014.
Zhang L. Analysis and Processing of The Camera Image Noise[D]. Zhejiang University.
- [10] Khatri S, Kasturiwale H. Quality Assessment of Median Filtering Techniques for Impulse Noise Removal from Digital Images[C]. *International Conference on Advanced Computing & Communication Systems*. IEEE, 2016: 1-4.
- [11] 曹雪. 炉膛燃烧智能诊断技术及应用[D]. 南京: 东南大学, 2004.
Cao X. The Technology and Application of Furnace Combustion Intelligent Diagnosis[D]. Nanjing: Southeast University, 2004.
- [12] 周志成. 基于图像处理和人工智能的垃圾焚烧炉燃烧状态诊断研究[D]. 东南大学, 2015.
Zhou Z C. Study on Diagnosis of Combustion State in Refuse Incinerator Based on Digital Image Processing and Artificial Intelligence[D]. Southeast University, 2015.
- [13] Chen H, Zhang X, Hong P, et al. Recognition of the Temperature Condition of a Rotary Kiln Using Dynamic Features of a Series of Blurry Flame Images[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2015, 12(1): 1-1.
- [14] Wang Q Q, Gao Q X, Gao X B, et al. ℓ_2 , p -norm based PCA for Image Recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 27(3): 1336-1346.
- [15] 阎威武, 邵惠鹤. 支持向量机和最小二乘支持向量机的比较及应用研究[J]. *控制与决策*, 2003, 18(3): 358-360.
Yan W W, Shao H H. Application of Support Vector Machines and Least Squares Support Vector Machines to Heart Disease Diagnoses[J]. *Control and Decision*, 2003, 18(3): 358-360.