基于自适应颜色模型的炉膛火焰识别方法

张平改, 费敏锐*, 王灵, 彭晨, 周文举

上海大学机电工程与自动化学院上海市电站自动化技术重点实验室, 上海 200072

* 通信作者. E-mail: mrfei@staff.shu.edu.cn

收稿日期: 2018-02-27; 接受日期: 2018-03-18; 网络出版日期: 2018-07-16

国家自然科学基金 (批准号: 61633016)、上海市科委国际科技合作项目 (批准号: 15220710400) 和上海市科委重点项目 (批准号: 16010500300) 资助

摘要 炉窑和锅炉燃烧系统是一个复杂的非线性系统. 针对当前炉膛火焰燃烧状况识别效果不理想、检测存在延迟等问题, 提出了一种自适应颜色模型的火焰识别方法, 以改善燃烧火焰的识别效果. 首先, 根据炉膛火焰燃烧特性设计含变量的自适应颜色模型, 并采用最大类间方差法推导出自适应颜色模型中变量阈值的表达式; 在此基础上, 利用人类学习优化算法快速求解出最佳分割阈值, 从而快速、精确地识别出炉膛火焰燃烧状况. 最后, 开展了仿真实验验证, 结果表明所提出方法具有有效性与可行性.

关键词 自适应, 颜色模型, 火焰识别, 人类学习优化, 阈值

1 引言

随着科技的发展与社会的进步, 各类炉窑和锅炉被广泛地应用于燃煤电厂、钢厂炼钢、垃圾焚烧、水泥生产等工业领域^[1~3], 为了对炉膛内部的燃烧状况进行实时监测, 人们采用温度传感器对其进行监测. 文献 [4] 根据光谱法来测量火焰的温度, 并结合辐射率的研究, 设计了火焰检测探针以实时检测内部的燃烧状况, 这种传统方法虽能通过个别检测点来粗略反映一个温度场, 但对火焰是否偏斜或冲刷炉墙、结焦、局部高温等情况存在较大的延迟和燃烧状态的误判, 不利于人们对燃料量分布的实时调整, 导致燃料燃烧不充分, 从而影响锅炉的整体燃烧效率. 因此, 如何快速有效地识别炉膛火焰燃烧状况具有重要的研究意义和实际应用价值.

伴随着机器视觉的问世, 视觉技术被逐渐应用于炉膛火焰识别中, 并成为图像处理领域研究的热点问题, 国内外学者对其进行了大量探索. Liu 等^[5] 采用了一种自适应阈值的特性来提高动态燃烧火焰的识别概率, 并将其应用于动态火焰识别场景中; Liu 等^[6] 根据多尺度色差直方图特性设计了加权融合策略来粗略识别火焰信息, 并利用特征提取的方法对非火焰的信息进行剔除, 从而快速地识别出图像中燃烧火焰信息; Wu 等^[7] 先利用 Krawtchouk 矩来对图像进行预处理, 以提取出可疑火焰

引用格式: 张平改, 费敏锐, 王灵, 等. 基于自适应颜色模型的炉膛火焰识别方法. 中国科学: 信息科学, 2018, 48: 856–870, doi: 10.1360/N112017-00300
Zhang P G, Fei M R, Wang L, et al. Identification method for furnace flame based on adaptive color model (in Chinese). Sci Sin Inform, 2018, 48: 856–870, doi: 10.1360/N112017-00300

图1 (网络版彩图) 不同场景不同燃烧状态下火焰信息效果图

Figure 1 (Color online) The effect diagram of the combustion flame in different scenes. Flame image (a) I, (b) II, (c) III, (d) IV

信息,并结合小波支持向量机技术来对图像中火焰燃烧信息进行识别,从而改善火焰信息的识别效果;An等^[8]将彩色图像分解成RGB 3个分量,并分别对各分量进行小波变换处理,以实时监测各分量的实时变化情况,最后再将其转换回原三色空间,从而提高火焰信息识别的实时性;Xu等^[9]在分析概率分布策略与软计算技术的基础上,并结合二者的各自优势,从而提高火焰信息识别的精度;Cheng等^[10]以RGB颜色模型替代了传统的灰度颜色模型,并对RGB各分量进行了参数的设定,以提高火焰信息的识别精度;Wang等^[11]提出一种新颖火焰燃烧状态的分析框架,先利用火焰的几何性质对其进行粗略的分割,然后利用Fisher判别来精确识别火焰信息;Han等^[12]先利用图像技术对火焰信息进行分割预处理,并利用火焰的发光特性与动态特性,精确地定位出燃烧火焰信息。

以上文献中研究人员在炉膛燃烧火焰识别方面取得了不少研究成果,但对炉膛内火焰燃烧情况识别往往出现效果好却时间长,或者实时性好但识别效果不理想的情况,不利于人们对燃烧状况的实时精确调控^[13,14]和成果真正的推广应用。为了解决上述所存在的问题,本文在以上研究的基础上,提出了一种自适应颜色模型的炉膛火焰识别方法。首先,根据火焰燃烧特性设计含变量的自适应颜色模型,并采用最大类间方差法(Otsu算法)推导出自适应颜色模型中变量阈值的表达式。在此基础上,利用人类学习优化(human learning optimization, HLO)算法快速求解出最佳的多分割阈值参数,从而实时精确识别炉膛火焰信息。最后,利用仿真实验来验证所提出方法的有效性。

2 算法思想

燃烧火焰信息是反映炉膛燃烧状况是否稳定最为直接有效的特征^[15],如何准确、快速、可靠地检测炉膛燃烧火焰是提高燃料利用率、确保锅炉安全运行的重要手段。而颜色信息作为火焰燃烧时最明显的特征,可有效地反映出火焰燃烧的温度情况,因此利用基于颜色模型的方法来辨识燃烧火焰情况是最直接有效的。但随着燃烧状况的改变,如锅炉调控的温度不同,燃烧火焰的颜色也发生改变,所采集的图像中火焰颜色信息会存在差异,如图1所示。图中反映不同场景不同燃烧状态下火焰信息效果,当温度越高时,火焰燃烧亮度越高,即图1(a)的火焰温度大于图1(b)~(d)的火焰温度,而图1(d)的火焰温度大于图1(b)和(c)的火焰温度。由于不同温度下火焰颜色存在差异特性,导致传统的颜色模型识别方法无法精确地检测出火焰信息,因此将采用一种自适应策略的颜色模型,即颜色模型中存在随着燃烧状况不同而变化的阈值,在此基础上,采用最大类间方差法求解出自适应颜色模型中所设定阈值的表达式,从而针对不同燃烧状况下火焰信息进行实时精确识别。

从颜色发光原理可知^[16,17],图像颜色可由红色、绿色、蓝色3个分量混合叠加而成,因此可将图1中4幅火焰图像的颜色信息分解成红色、绿色、蓝色3个分量,并分别对各个分量进行三维直方图的

图 2 (网络版彩图) 炉膛燃烧火焰图像 I 颜色分量信息三维直方图

Figure 2 (Color online) The 3D histograms of color components of combustion flame image I. (a) Combustion flame image I; (b) red component; (c) green component; (d) blue component

图 3 (网络版彩图) 炉膛燃烧火焰图像 II 颜色分量信息三维直方图

Figure 3 (Color online) The 3D histograms of color components of combustion flame image II. (a) Combustion flame image II; (b) red component; (c) green component; (d) blue component

图 4 (网络版彩图) 炉膛燃烧火焰图像 III 颜色分量信息三维直方图

Figure 4 (Color online) The 3D histograms of color components of combustion flame image III. (a) Combustion flame image III; (b) red component; (c) green component; (d) blue component

图 5 (网络版彩图) 炉膛燃烧火焰图像 IV 颜色分量信息三维直方图

Figure 5 (Color online) The 3D histograms of color components of combustion flame image IV. (a) Combustion flame image IV; (b) red component; (c) green component; (d) blue component

绘制, 其效果如图 2~5 所示. 从 4 组颜色分量信息三维直方图中可看出, 并参考已有的研究成果中的颜色规则^[17,18], 可得出火焰区域的红色分量饱和度最高、绿色分量次之、蓝色分量最少的特性, 且红

图6 自适应颜色模型的火焰识别算法流程图

Figure 6 The flow diagram of the flame recognition algorithm base on adaptive color model

色分量均集中于燃烧火焰区域,如图2(b),3(b),4(b)和5(b)所示,由此可以作为火焰信息判定规则之一.同时,从4幅红色分量信息图与4幅绿色分量信息图可看出,图像中燃烧火焰信息区域对应应在红色分量与绿色分量信息相对较多,因此可利用4幅红色分量信息图与4幅绿色分量信息图大致区分出燃烧火焰信息区域,而图2(d),3(d),4(d)和5(d)对应的蓝色分量中火焰区域与非火焰区域信息差异相对较小,如图2(d)火焰信息蓝色分量中只有小部分信息存在差异,则不能利用其对火焰信息进行有效的识别.基于上述的4组燃烧火焰各颜色分量的特性分析,现分别针对红色、绿色分量采用双阈值策略,并考虑火焰的边缘像素特性,对其分别进行颜色规则设计,当红色、绿色分量均满足所设计的颜色规则条件时,才能判定该信息点为火焰信息像素点,从而精确识别出图像中燃烧火焰信息.

考虑到双阈值求解时算法的运算耗时会随之增加,同时炉膛火焰的检测识别对实时性要求较高,而传统的求解算法耗时较多,不能满足实时监测的要求,因此需要利用智能优化算法来进行双阈值参数求解.而HLO算法是近年来发展迅速、应用前景较大的智能优化算法,因其采用二进制的编码方式,当其采用8 bit时刚好表示颜色分量的通道值0~255,可有效地提高优化精确与速度,同时由于其收敛速度快、耗时少等优势,可用来解决图像处理上参数复杂、实时性要求较高的问题.因此,本文将采用HLO算法求解最佳双阈值,以提高火焰信息识别的实时性.

3 自适应模型的火焰识别算法

根据上述算法思想,本文提出了基于自适应颜色模型的炉膛火焰识别方法,主要包括以下3大步骤:第一,根据炉膛火焰的颜色与分布特性设计恰当的自适应颜色模型,其中自适应模型中包含双阈值识别参数 t_1 , t_2 ;第二,利用最大类间方差法分别求解出红色颜色分量、绿色颜色分量的函数表达式,并将两个表达式相加为适应度函数的形式;第三,利用HLO算法快速精确地求解出双阈值参数 t_1 , t_2 .其算法流程图如图6所示.

3.1 设计自适应模型

在上述的算法思想中, 将燃烧火焰图像分解成 R, G, B 颜色分量的三维直方图, 从 4 组颜色分量信息三维直方图分析, 并结合已有的研究成果, 可得出火焰信息识别规则 1, 其表达式如下:

$$R(i, j) > G(i, j) > B(i, j), \quad (1)$$

其中, $R(i, j), G(i, j), B(i, j)$ 分别表示源图像中红、绿、蓝 3 个颜色分量在坐标为 (i, j) 处的通道值.

同时, 图像中火焰区域的红色分量高于非火焰区域的红色分量, 即火焰区域的红色分量高于图像中红色分量的平均值, 而红色分量的总通道值为 S_r , 其表达式如下:

$$S_r = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n R(i, j), \quad (2)$$

其中, 参数 m, n 分别表示源图像的长度像素数与宽度像素数.

在源图像大小 $m \times n$ 时, 其红色分量的平均值为 R_{ave} , 其表达式如下:

$$R_{ave} = \frac{S_r}{m \times n}. \quad (3)$$

将式 (2) 带入式 (3) 中, 可得如下表达式:

$$R_{ave} = \frac{1}{m \times n} \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n R(i, j). \quad (4)$$

因此, 可推导出燃烧火焰信息识别规则 2, 其表达式如下:

$$R(i, j) > \frac{1}{m \times n} \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n R(i, j). \quad (5)$$

为了更加精确地识别出图像中燃烧火焰信息, 根据算法思想中红色、绿色分量的三维直方分布效果图可知, 图像中火焰区域的信息与非火焰区域的信息可分别采用阈值进行分割, 由于燃烧火焰的状况不同, 所采用的阈值会随燃烧状况而发生改变. 因此, 分别对红色、绿色分量设计规则 3, 4, 其表达式分别如下:

$$R(i, j) > t_1, \quad (6)$$

$$G(i, j) > t_2, \quad (7)$$

其中, 参数 t_1, t_2 分别表示图像中红色、绿色分量的自适应分割阈值.

同时, 考虑到火焰区域的边缘信息存在像素渐变的特性, 现利用变量 k_1, k_2 分别对红色、绿色分量的边缘信息进行剔除处理, 从而更加精确地识别出图像中火焰信息, 改进后的规则 3, 4 的表达式分别如下:

$$R(i, j) > t_1 + k_1, \quad (8)$$

$$G(i, j) > t_2 + k_2, \quad (9)$$

其中, 变量 k_1, k_2 分别表示剔除红色、绿色分量边缘信息的通道值, 而 k_1, k_2 的一般取值为 10 个通道量.

通过上述的算法分析与燃烧火焰识别规则设计,可得出炉膛火焰信息识别的自适应颜色模型,其表达式如下:

$$\begin{cases} R(i, j) > \frac{1}{m \times n} \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n R(i, j), \\ R(i, j) > G(i, j) > B(i, j), \\ R(i, j) > t_1 + k_1, \\ G(i, j) > t_2 + k_2. \end{cases} \quad (10)$$

3.2 自适应阈值 t_1, t_2 表达式

由于需将图像中火焰信息区域与非火焰信息区域精确识别出来,即将源图像分割成目标与背景两个区域,而最大类间方差法^[19,20]在这种情况下具有精确度高、分离性好的优势,因此,将利用 Otsu 算法进行最佳自适应阈值参数 t_1, t_2 表达式的计算.

(1) 红色分量下阈值 t_1 . 首先,统计出红色分量中不同通道量 $a \in [0, 255]$ 出现的次数,其表达式如下:

$$\begin{cases} f_r(0) = m_0, \\ f_r(1) = m_1, \\ \vdots \\ f_r(a) = m_a, \\ \vdots \\ f_r(255) = m_{255}, \end{cases} \quad (11)$$

其中, m_a 表示红色分量中通道量为 a 出现的次数.

而总通道量出现次数为各个分量相加,表达式如下:

$$f(a) = f_r(0) + f_r(1) + \cdots + f_r(a) + \cdots + f_r(255) = \sum_{a=0}^{255} m_a. \quad (12)$$

因此,将式 (11) 分别带入式 (12) 中,可计算出图像中红色分量各个通道量出现的概率,其表达式如下:

$$\begin{cases} \text{pr}_0 = \frac{f_r(0)}{f(a)} = \frac{m_0}{f(a)}, \\ \text{pr}_1 = \frac{f_r(1)}{f(a)} = \frac{m_1}{f(a)}, \\ \vdots \\ \text{pr}_a = \frac{f_r(a)}{f(a)} = \frac{m_a}{f(a)}, \\ \vdots \\ \text{pr}_{255} = \frac{f_r(255)}{f(a)} = \frac{m_{255}}{f(a)}, \end{cases} \quad (13)$$

其中, pr_a 为红色分量中通道量为 a 发生的概率.

此时, 利用红色分量变量阈值 t_1 将所计算出的概率分成两大类, 即红色分量中非火焰区域 C_1 和火焰区域 C_2 , 非火焰区域 C_1 的通道值为 $0 \sim t_1$, 火焰区域 C_2 的通道值为 $t_1 + 1 \sim 255$, 对应的通道区域分别为 $\{R(i, j) \leq t_1\}$ 和 $\{R(i, j) > t_1\}$, 而非火焰区域 C_1 和火焰区域 C_2 出现的概率表达式分别如下:

$$p_1(t_1) = \sum_{a=0}^{t_1} \text{pr}_a, \quad (14)$$

$$p_2(t_1) = \sum_{a=t_1+1}^{255} \text{pr}_a, \quad (15)$$

其中, 概率 $p_1(t_1)$ 与概率 $p_2(t_1)$ 满足关系式为 $p_1(t_1) + p_2(t_1) = 1$.

然后, 分别计算出红色分量中非火焰区域 C_1 、火焰区域 C_2 、总图像的平均通道量之和, 其表达式分别如下:

$$x_1(t_1) = \sum_{a=0}^{t_1} \frac{a \times \text{pr}_a}{p_1(t_1)}, \quad (16)$$

$$x_2(t_1) = \sum_{a=t_1+1}^{255} \frac{a \times \text{pr}_a}{p_2(t_1)}, \quad (17)$$

$$x(t_1) = \sum_{a=0}^{255} (a \times \text{pr}_a). \quad (18)$$

根据上述的推导计算可得出红色分量中含有自适应阈值 t_1 的 Otsu 算法表达式, 其公式如下:

$$\text{Icv}_r = p_1(t_1) \times [x_1(t_1) - x(t_1)]^2 + p_2(t_1) \times [x_2(t_1) - x(t_1)]^2. \quad (19)$$

(2) 绿色分量下阈值 t_2 . 同理, 根据上述计算红色分量下阈值 t_1 的原理, 可推导计算出绿色分量中含有自适应阈值 t_2 的 Otsu 算法表达式, 其公式如下:

$$\text{Icv}_g = p_1(t_2) \times [x_1(t_2) - x(t_2)]^2 + p_2(t_2) \times [x_2(t_2) - x(t_2)]^2, \quad (20)$$

其中, 概率 $p_1(t_2)$ 与概率 $p_2(t_2)$ 满足关系式为 $p_1(t_2) + p_2(t_2) = 1$.

通过上述的推导计算, 可分别得到红色、绿色分量的 Otsu 算法表达式, 现将两个表达式进行相加, 以其为优化算法的适应度函数表达式, 具体公式如下:

$$f(t_1, t_2) = \text{Icv}_r + \text{Icv}_g. \quad (21)$$

3.3 HLO 算法求解最佳阈值

通过 3.2 小节的计算, 得出适应度函数表达式 $f(t_1, t_2)$, 现需求出最佳参数 t_1, t_2 使函数 $f(t_1, t_2)$ 达到最大值, 以达到最佳识别效果. 求解最佳参数 t_1, t_2 的方法较多, 而智能优化算法因耗时小, 能满足火焰实时识别的要求, 故将采用智能优化算法来求解参数. 同时, 因 HLO 算法近年来发展迅速、应用前景较大, 且 HLO 算法^[21,22]相比于粒子群优化算法、遗传算法的收敛速度较快, 为了更加快速求解出参数 t_1, t_2 , 因此将采用 HLO 算法来求解最优参数.

HLO 算法采用二进制编码方式, 每一位 bit 代表对应知识的一个基本组成成分. 因此, 个体即候选解, 每一位 bit 随机初始化为 0 或 1, 其表达式如下:

$$x_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{ij} \ \cdots \ x_{iM}], \ x_{ij} \in \{0, 1\}, \ 1 \leq i \leq N, \ 1 \leq j \leq M, \quad (22)$$

其中, x_i 为第 i 个个体, N 是种群的个体数目, M 为知识中组成成分的数目.

在初始化所有的个体后, 初始化的社会集体生成如下:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_i \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2j} & \cdots & x_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{iM} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{Nj} & \cdots & x_{NM} \end{bmatrix}, \quad (23)$$

而个体知识和社会知识分别为在个体集体和社会集体中寻找到的最优解, 其分别储存在个体知识库 (individual knowledge database, IKD) 和社会知识库 (social knowledge database, SKD) 中.

(1) 个体学习算子. 个体学习是一个人通过自身的特性进行寻优^[23,24]. 在 HLO 算法中, 模拟人类的个体学习特征, 个体学习算子定义为式 (24) 与 (25), 即学习个人最优知识的过程.

$$x_{ij} = \text{ik}_{ipj}, \quad (24)$$

$$\text{IKD}_i = \begin{bmatrix} \text{ikd}_{i1} \\ \text{ikd}_{i2} \\ \vdots \\ \text{ikd}_{ip} \\ \vdots \\ \text{ikd}_{iG} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{ik}_{i11} & \text{ik}_{i12} & \cdots & \text{ik}_{i1j} & \cdots & \text{ik}_{i1M} \\ \text{ik}_{i21} & \text{ik}_{i22} & \cdots & \text{ik}_{i2j} & \cdots & \text{ik}_{i2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \text{ik}_{ip1} & \text{ik}_{ip2} & \cdots & \text{ik}_{ipj} & \cdots & \text{ik}_{ipM} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \text{ik}_{iG1} & \text{ik}_{iG2} & \cdots & \text{ik}_{iGj} & \cdots & \text{ik}_{iGM} \end{bmatrix}, \ 1 \leq p \leq G, \quad (25)$$

其中, IKD_i 是第 i 个个体的个体知识库, G 表示 IKD 的大小, ikd_{ip} 代表第 i 个个体所获得的第 p 个优解.

(2) 社会学习算子. 社会学习是在有效的知识进行共享的情况下, 实现高效的社会学习过程^[25,26]. 受此启发, HLO 通过运用社会学习算子模拟社会学习以更有效地进行寻优. 社会学习算子被定义为

$$x_{ij} = \text{sk}_{qj}, \quad (26)$$

$$\text{SKD} = \begin{bmatrix} \text{skd}_1 \\ \text{skd}_2 \\ \vdots \\ \text{skd}_q \\ \vdots \\ \text{skd}_H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{sk}_{11} & \text{sk}_{12} & \cdots & \text{sk}_{1j} & \cdots & \text{sk}_{1M} \\ \text{sk}_{21} & \text{sk}_{22} & \cdots & \text{sk}_{2j} & \cdots & \text{sk}_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \text{sk}_{q1} & \text{sk}_{q2} & \cdots & \text{sk}_{qj} & \cdots & \text{sk}_{qM} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \text{sk}_{H1} & \text{sk}_{H2} & \cdots & \text{sk}_{Hj} & \cdots & \text{sk}_{HM} \end{bmatrix}, \ 1 \leq q \leq H, \quad (27)$$

图 7 (网络版彩图) 待识别的炉膛燃烧火焰图像

Figure 7 (Color online) Ten flame images of furnace combustion. Original image (a) I, (b) II, (c) III, (d) IV, (e) V, (f) VI, (g) VII, (h) VIII, (i) IX, (j) X

其中, SKD 为社会知识库, H 是 SKD 的大小, skd_q 表示社会知识库中第 q 个个体.

(3) 随机学习算子. 在学习过程中, 由于存在外界干扰或者遗忘等因素, 个体存在不能完全重复他们自身的经验和社会知识的情况. 另一方面, 在所遇到的新问题面前, 往往没有先验知识可循, 人们总是通过各种新方法、新策略去探索和解决问题, 这个时候, 随机探索学习显得尤为重要. 通过对这一机制的抽象, HLO 算法以一定的概率如式 (28) 进行随机学习.

$$x_{ij} = \text{RE}(0, 1) = \begin{cases} 0, & \text{rand}() \leq 0.5, \\ 1, & \text{else}, \end{cases} \quad (28)$$

其中, $\text{rand}()$ 是介于 0 与 1 之间的随机数.

综上所述, 人类学习优化算法以特定的概率通过实施个体学习、社会学习和随机学习 3 个学习操作算子产生新解如下:

$$x_{ij} = \begin{cases} \text{Rand}(0, 1), & 0 \leq \text{rand}() \leq \text{pr}, \\ \text{ik}_{ipj}, & \text{pr} < \text{rand}() \leq \text{pi}, \\ \text{sk}_{qj}, & \text{else}, \end{cases} \quad (29)$$

其中, pr 是随机学习的概率, $\text{pi} - \text{pr}$ 和 $1 - \text{pi}$ 代表个体学习和社会学习的概率.

4 仿真验证

为了验证所提出算法的可行性, 现取 10 幅不同场景的炉膛燃烧火焰图像进行仿真验证. 仿真平台为 Window 7 操作系统, CPU 为 3.3 GHZ, 内存 8 G, 编程环境 MATLABR2014a, 待识别的炉膛燃烧火焰图像如图 7 所示, 其中图 7 均为互联网上下载的不同场景不同温度下的炉膛火焰燃烧图像.

(1) HLO 算法的优势与参数选择. 为了说明 HLO 算法的优越性, 现利用其求解所提出方法中适应度函数阈值参数, 并将其与遗传算法 (GA)^[27]、粒子群优化算法 (PSO)^[28] 进行对比仿真实验, 算法迭代的次数均设置为 200 次, 现利用 3 种算法分别对源图像 I, II 进行 10 次仿真实验, 其优化过程中适应度数值计算曲线如图 8 和 9 所示.

图 8 (网络版彩图) 源图像 I 的适应度数值曲线对比图

Figure 8 (Color online) Comparison of fitness value in original image I. (a) Genetic algorithm; (b) particle swarm optimization; (c) human learning optimization

图 9 (网络版彩图) 源图像 II 的适应度数值曲线对比图

Figure 9 (Color online) Comparison of fitness value in original image II. (a) Genetic algorithm; (b) particle swarm optimization; (c) human learning optimization

从上述的适应度函数计算值曲线对比图中可看出, HLO 算法优化的结果大多数在迭代前 20 次左右趋于最优值, 并在迭代前 40 次左右全部趋于最优值, 而 PSO 算法优化的结果大多数在迭代前 100 次左右才能趋于最优值, GA 算法优化的结果大多数在迭代前 50 次左右才能趋于最优值, 同时 GA 算法优化的结果最优稳定性较差, 因此利用 HLO 算法优化其收敛速度不仅较快, 且优化数值精度高, 从而有效地说明采用 HLO 算法来进行所提出火焰识别方法参数寻优具有较强的优越性.

在优化算法求解本文最优值问题时, 优化算法的迭代次数直接影响识别时间, 因此需在进行仿真对比实验之前, 确定 HLO 算法的求解迭代次数, 从而保证在达到最优值时, 其迭代次数尽量少点, 以提高算法的实时性, 从而保持求解的实时性与准确度. 因此, 将 GA, PSO, HLO 算法的迭代次数分别设定为 100, 200, 100 次, 以保证其能寻优到最优解, 并统计识别评价参数, 详见表 1.

从表 1 中可看出, 在源图像 I 仿真实验中, HLO, PSO 算法计算的适应度函数值为 $9.2862\text{E}+03$, 都大于 GA 算法的优化结果 $9.2733\text{E}+03$, 说明 HLO, PSO 算法的优化结果更加的精确, 同时 HLO 算法识别的时间为 0.0935 s, 均小于 GA 与 PSO 算法的识别时间, 同时源图像 II 的仿真实验评价参数结果也保持源图像 I 仿真实验参数特性, 从而有效地说明 HLO 算法应用于所提出方法的优越性.

(2) 火焰识别仿真实验. 为了说明所提出方法的有效性, 现利用该方法分别对上述 10 幅不同场景的炉膛火焰燃烧图像进行识别仿真实验, 并将与文献 [8, 11] 方法进行识别效果对比实验, 同时为了更加客观地说明所提出方法的可行性, 避免人为主观因素的影响, 现对不同方法下仿真对比实验的参数

表 1 不同算法优化后的识别参数对比
Table 1 Comparison of flame identification of different algorithms

	Algorithms	Threshold t_1	Threshold t_2	Fitness value	Identification time (s)
Original image I	GA+proposed model	185	101	9.2733E+03	0.3748
	PSO+proposed model	178	97	9.2862E+03	0.5097
	HLO+proposed model	178	97	9.2862E+03	0.0935
Original image II	GA+proposed model	151	124	1.4230E+04	0.4757
	PSO+proposed model	160	129	1.4246E+04	0.6128
	HLO+proposed model	160	129	1.4246E+04	0.1626

图 10 (网络版彩图) 待识别源图像 I 不同方法识别效果对比图

Figure 10 (Color online) Comparison result of flame identification in original image I. (a) Original image I; (b) Ref. [8]; (c) Ref. [11]; (d) proposed method

图 11 (网络版彩图) 待识别源图像 II 不同方法识别效果对比图

Figure 11 (Color online) Comparison result of flame identification in original image II. (a) Original image II; (b) Ref. [8]; (c) Ref. [11]; (d) proposed method

进行统计, 统计参数包括火焰信息识别的精确率与仿真实验的识别时间, 其中识别的精确率为检测正确像素数 (通过 Photoshop 技术获取的火焰区域, 并统计其像素总数) 与待检测总像素数 (整幅待检测图像的像素数) 之比. 识别效果对比图如图 10 和 11 所示 (源图像 I 与 II 识别效果对比), 其不同方法的识别评价参数对比表见表 2.

从上述所给出的两组不同场景识别效果对比图及 10 幅图像识别参数对比表中可以看出, 所提出方法均可有效地提高图像中燃烧火焰区域的识别精确度, 并改善燃烧火焰的识别效果. 从图 10(b) 和 11(b) 中可看出, 通过文献 [8] 方法识别的效果较差, 未有效地识别出燃烧火焰区域, 且将非火焰的区域识别为火焰区域, 其在识别的过程中出现了明显的错误, 识别错误的信息在图 10(b) 中体现的尤为明显, 并从识别参数对比表 2 中可知, 文献 [8] 对 10 幅场景图像的识别精确度差异较大, 且大部分火焰燃烧场景识别精度较差, 如前 3 幅场景图像的识别精确率分别为 76.16%, 93.76%, 64.04%, 其方法在识

表 2 不同场景下不同方法识别参数对比

Table 2 Comparison of flame identification in different scenes

	Method	Correct pixels	Total pixels	Identification accuracy (%)	Identification time (s)
Original image I	Ref. [8]	33222	43621	76.16	0.2747
	Ref. [11]	42651	43621	97.78	0.1702
	Proposed method	42823	43621	98.17	0.0935
Original image II	Ref. [8]	266452	284200	93.76	0.4251
	Ref. [11]	276770	284200	97.39	0.2675
	Proposed method	280521	284200	98.71	0.1626
Original image III	Ref. [8]	587651	917631	64.04	0.7643
	Ref. [11]	835341	917631	91.03	0.6568
	Proposed method	849676	917631	92.59	0.4736
Original image IV	Ref. [8]	81957	108747	75.36	0.2065
	Ref. [11]	81413	108747	74.86	0.1950
	Proposed method	101054	108747	92.93	0.0971
Original image V	Ref. [8]	670752	972873	68.95	0.9168
	Ref. [11]	963243	972873	97.77	0.7279
	Proposed method	961911	972873	98.87	0.5164
Original image VI	Ref. 8	474027	782595	60.57	0.7238
	Ref. 11	759863	782595	97.10	0.5636
	Proposed method	774106	782595	98.92	0.3556
Original image VII	Ref. [8]	23141	28400	81.48	0.1513
	Ref. [11]	20451	28400	72.01	0.1595
	Proposed method	27549	28400	97.00	0.0813
Original image VIII	Ref. [8]	92974	97660	95.20	0.1765
	Ref. [11]	89838	97660	91.99	0.1810
	Proposed method	94374	97660	96.64	0.0977
Original image IX	Ref. [8]	539152	735232	73.33	0.6835
	Ref. [11]	393618	735232	94.34	0.5329
	Proposed method	701257	735232	95.38	0.3324
Original image X	Ref. [8]	22704	24928	91.08	0.1305
	Ref. [11]	19890	24928	79.79	0.1596
	Proposed method	23973	24928	96.17	0.0796

别不同场景燃烧火焰时识别精度差异明显, 无法根据燃烧状况达到自适应策略的要求, 不能有效地满足炉膛正常燃烧的要求; 同时从图 10(c) 和 11(c) 中可看出, 通过文献 [11] 方法识别的效果比文献 [8] 有着较好改善, 但在燃烧火焰信息的边缘区域因信息的差异较小, 无法精确地识别出来, 其火焰信息识别效果不佳、精确度相对较差, 且文献 [11] 对源图像 I 与 II 的识别精确率分别为 97.78%, 97.39%, 相对于文献 [8] 方法, 其在一定程度上提高了识别的准确率, 但在源图像 IV 与 VII 的识别准确度上又相对较差, 分别仅达到了 74.86%, 72.01%, 同样其自适应识别效果也相对较差; 而从图 10(d) 和 11(d) 中可看出, 所提出方法对火焰边缘区域也进行了精确的识别, 其改善了燃烧火焰信息的识别效果, 提高了

识别的精确度, 其对源图像 I 与 II 的识别精确率分别为 98.17%, 98.71%, 精确度均高于文献 [8, 11] 的方法, 且 10 幅场景下的识别精度较为接近, 且识别精度均在 90% 以上, 从而有效地达到不同燃烧状况下自适应精确识别的效果。

同时, 从不同方法的识别时间上可看出, 所提出方法的识别时间均小于文献 [8, 11] 方法的识别时间。对于源图像 I 而言, 所提出方法的识别时间为 0.0935 s, 均小于文献 [8, 11] 方法的识别时间 0.2747, 0.1702 s, 其识别时间分别提高了 193.8%, 82.0%; 对于源图像 II 而言, 所提出方法的识别时间为 0.1626 s, 均小于文献 [8, 11] 方法的识别时间 0.2747, 0.1702 s, 其识别时间分别提高了 161.4%, 64.5%。从上述分析的不同算法识别时间上可得出, 所提出方法有效地提高了火焰识别的实时性, 从而达到快速精确识别出图像中燃烧火焰信息的目的。

5 结束语

为了快速精确地识别出图像中燃烧火焰区域, 本文提出了一种自适应颜色模型的识别方法。该方法根据炉膛中火焰的燃烧特性设计出一种含双自变量的颜色模型, 以达到不同燃烧状况下火焰信息识别更加精确的目的。同时, 利用 HLO 算法快速地求解出不同燃烧状况下自适应颜色模型中的双自变量阈值, 并以此识别出燃烧火焰区域。最终以期达到炉膛燃烧火焰的精确快速识别目的, 为有效地提高锅炉燃烧效率奠定技术基础。

参考文献

- 1 Zhou J L, Yue H, Zhang J F, et al. Iterative learning double closed-loop structure for modeling and controller design of output stochastic distribution control systems. *IEEE Trans Control Syst Technol*, 2014, 22: 2261–2276
- 2 Chen H, Zhang X G, Hong P Y, et al. Recognition of the temperature condition of a rotary kiln using dynamic features of a series of blurry flame images. *IEEE Trans Ind Inf*, 2016, 12: 148–157
- 3 Marjanovic A, Krstic M, Durovic Z, et al. Control of thermal power plant combustion distribution using extremum seeking. *IEEE Trans Control Syst Technol*, 2017, 25: 1670–1682
- 4 Liu J X, Yang B, Cai X S. Research of combustion diagnostics and testing in boiler based on radiation spectroscopy. *J Eng Thermophys*, 2015, 36: 2056–2060 [刘家讯, 杨斌, 蔡小舒. 辐射光谱法电站锅炉燃烧检测诊断研究. *工程热物理学报*, 2015, 36: 2056–2060]
- 5 Liu Q, Wang S A, Zhang X H, et al. Flame recognition algorithm research under complex background. In: *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer and Information Technology*, Bradford, 2010. 503–510
- 6 Liu H, Wu Q S, Wang B, et al. BOF steelmaking endpoint real-time recognition based on flame multi-scale color difference histogram features weighted fusion method. In: *Proceedings of the 35th Chinese Control Conference*, Chengdu, 2016. 3659–3663
- 7 Wu Y Q, Zhu L, Zhou H C. State recognition of flame images based on krawtchouk moment and support vector machine. *Proc CSEE*, 2014, 34: 734–740 [吴一全, 朱丽, 周怀春. 基于 Krawtchouk 矩和支持向量机的火焰状态识别. *中国电机工程学报*, 2014, 34: 734–740]
- 8 An J Y, Ma X M. Simulation of flame video image combustion stability monitoring in thermal power plant. *Comput Simul*, 2017, 34: 373–377 [安静宇, 马宪民. 火电厂炉膛火焰视频图像燃烧稳定性监测. *计算机仿真*, 2017, 34: 373–377]
- 9 Xu L J, Tan C, Li X M, et al. Fuel-type identification using joint probability density arbiter and soft-computing techniques. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2012, 61: 286–296
- 10 Cheng Y, Sheng Y X, Chai L, et al. Burning state recognition using CW-SSIM index evaluation of color flame images. *Control Decis Conf*, 2015, 45: 3609–3614
- 11 Wang Z C, Liu M, Dong M Y, et al. Riemannian alternative matrix completion for image-based flame recognition. *IEEE Trans Circ Syst Video Technol*, 2017, 27: 2490–2503

- 12 Han T, Lin B W. Research on flame image recognition method in natural scene. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Information and Automation, Ningbo, 2016. 1776–1780
- 13 Du D J, Qi B, Fei M R, et al. Quantized control of distributed event-triggered networked control systems with hybrid wired-wireless networks communication constraints. *Inf Sci*, 2017, 380: 74–91
- 14 Du D J, Chen R, Fei M R, et al. A novel networked online recursive identification method for multivariable systems with incomplete measurement information. *IEEE Trans Signal Inf Proc Netw*, 2017, 3: 744–759
- 15 Korhonen I, Ahola J. Microwave spectra inside the combustion chamber of a kraft recovery boiler-effects on communications. *IET Sci Meas Technol*, 2017, 11: 740–745
- 16 Yin F, Luo Z H, Sun J D, et al. Online identification method of coal species in power plant boiler furnace based on local flame spectral characteristics. *Proc CSEE*, 2016, 36: 5530–5539 [尹峰, 罗志浩, 孙坚栋, 等. 电站锅炉炉内火焰局部光谱特征在线辨识煤种方法. *中国电机工程学报*, 2016, 36: 5530–5539]
- 17 Liu P Y, Zhang D L, Zhang H, et al. Experimental and numerical studies on combustion characteristics of a 600MW supercritical arch-fired boiler equipped with slot burners before and after retrofit. *Proc CSEE*, 2017, 37: 606–614 [刘鹏远, 张大龙, 张海, 等. 缝隙式喷口 600MW 超临界 W 火焰锅炉改造前后燃烧特性的试验与数值计算研究. *中国电机工程学报*, 2017, 37: 606–614]
- 18 Geng Q T, Yu F H, Zhao H W, et al. New algorithm of flame detection based on color features. *J Jilin Univ (Eng Technol Edit)*, 2014, 44: 1787–1892 [耿庆田, 于繁华, 赵宏伟, 等. 基于颜色特征的火焰检测新算法. *吉林大学学报(工学版)*, 2014, 44: 1787–1892]
- 19 Yin F, Luo Z H, Li Y, et al. Coal type identification based on the emission spectra of a furnace flame. *J Zhejiang Univ Sci A*, 2017, 18: 113–123
- 20 Li Q, Tang H, Chi J N, et al. Gesture segmentation with improved maximum between-cluster variance algorithm. *Acta Autom Sin*, 2017, 43: 528–537 [李擎, 唐欢, 迟健男, 等. 基于改进最大类间方差法的手势分割方法研究. *自动化学报*, 2017, 43: 528–537]
- 21 Wang L, Pei J, Menhas M I, et al. A hybrid-coded human learning optimization for mixed-variable optimization problems. *Knowl-Based Syst*, 2017, 127: 114–125
- 22 Wang L, Ni H Q, Yang R X, et al. An adaptive simplified human learning optimization algorithm. *Inf Sci*, 2015, 320: 126–139
- 23 Wang L, An L, Pi J X, et al. A diverse human learning optimization algorithm. *J Global Optim*, 2017, 67: 1–41
- 24 Wang L, Yang R X, Pardalos P M, et al. An adaptive fuzzy controller based on harmony search and its application to power plant control. *Int J Electr Power Energy Syst*, 2013, 53: 272–278
- 25 Wang L, Yang R X, Ni H Q, et al. A human learning optimization algorithm and its application to multi-dimensional knapsack problems. *Appl Soft Comput*, 2015, 34: 736–743
- 26 Wang L, Ni H Q, Zhou W, et al. MBPOA-based LQR controller and its application to the double-parallel inverted pendulum system. *Eng Appl Artif Intel*, 2014, 36: 262–268
- 27 David O E, van den Herik H J, Koppel M, et al. Genetic algorithms for evolving computer chess programs. *IEEE Trans Evol Comput*, 2014, 18: 779–789
- 28 Zeng N Y, Zhang H, Liu W B, et al. A switching delayed PSO optimized extreme learning machine for short-term load forecasting. *Neurocomputing*, 2017, 240: 175–182

Identification method for furnace flame based on adaptive color model

Pinggai ZHANG, Minrui FEI*, Ling WANG, Chen PENG & Wenju ZHOU

Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China

* Corresponding author. E-mail: mrfei@staff.shu.edu.cn

Abstract A kiln and boiler combustion system is a complex nonlinear system. The method of an adaptive color model for furnace flame recognition is proposed to improve real-time flame detection and the recognition effect of combustion flames. First, a variable adaptive color model was designed by using the combustion characteristics of furnace flames. The expression of the threshold in the adaptive color model was deduced by the method of maximum classes square error. Based on this, the human-learning optimization algorithm was used to solve the optimal segmentation threshold. Then, fast and accurate identification of the combustion conditions of furnace flames was achieved. Simulation results are presented to verify the feasibility and effectiveness of the proposed results.

Keywords adaptive, color model, flame recognition, human-learning optimization, threshold

Pinggai ZHANG was born in 1990. He received the M.S. degree in control engineering from Anhui Polytechnic University, Wuhu, China in 2013. He is currently pursuing a Ph.D. degree in control theory and control engineering at Shanghai University. His research interests include image recognition and application and intelligent optimization algorithms.

Minrui FEI was born in 1961. He received B.S. and M.S. degrees in industrial automation from Shanghai University of Technology in 1984 and 1992, respectively, and a Ph.D. degree in control theory and control engineering from Shanghai University, Shanghai, China in 1997. Currently, he is a full professor at Shanghai University. His research interests include machine vision, networked learning control theory, and intelligent control with their applications to power plant automation and industrial energy efficiency.

Ling WANG was born in 1979. He received a Ph.D. degree in control theory and control engineering from East China University of Science and Technology, Shanghai, China in 2007. Currently, he is a full professor at Shanghai University. His research interests include intelligent optimization algorithms and data-driven controls.

Chen PENG was born in 1972. He received a Ph.D. degree in control theory and control engineering from the Chinese University of Mining Technology, Xuzhou, China in 2002. Currently, he is a full professor at Shanghai University. His research interests include analysis and synthesis of networked control systems, time delay systems, fuzzy control systems, and interconnected systems.