

一种 DDMCN 火焰图像特征提取的转炉炼钢 碳含量实时预测方法

刘旭琛^{1,2}, 刘辉^{1,2†}, 陈甫刚³, 李超^{1,2}

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 云南省人工智能重点实验室, 昆明 650500;
3. 云南昆钢电子信息科技有限公司, 昆明 650500)

摘 要: 转炉炼钢终点控制作为吹炼末期重要操作的关键是碳含量准确实时预测, 而熔池中碳含量的氧化速率能够反映在炉口火焰纹理变化上, 因此提取火焰纹理的准确特征是终点碳含量预测的关键, 但火焰纹理具有多方向多尺度不规则的特征描述难点. 本文提出一种导数非线性映射方向加权多层复杂网络彩色纹理描述符, 符合火焰不规则纹理的多尺度多方向特点. 首先, 将 HSI 空间下火焰图像映射到相位空间来增强空间位置关联信息; 其次, 基于复杂网络给出一种反映不同尺度顶点间连续变化的导数关系权重公式, 结合方向信息构建炉口火焰图像的多尺度不规则方向加权彩色纹理复杂网络; 最后, 计算顶点方向加权重特征量化复杂网络拓扑连接模式, 构建火焰彩色纹理特征, 建立 KNN 回归模型预测终点碳含量. 结果表明, 碳含量在 $\pm 0.01\%$ 误差范围内的预测准确率为 88.99%, 在 $\pm 0.02\%$ 误差范围内预测准确率达到 94.13%, 且所提算法满足实际转炉炼钢吹炼过程实时性要求.

关键词: 转炉炼钢; 特征提取; 纹理分析; 复杂网络; 高阶局部导数模式; 彩色纹理

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.2166

引用格式: 刘旭琛, 刘辉, 陈甫刚, 等. 一种 DDMCN 火焰图像特征提取的转炉炼钢碳含量实时预测方法 [J]. 控制与决策.

A real-time prediction method of carbon content in converter steelmaking based on DDMCN flame image feature extraction

LIU Xu-chen^{1,2}, LIU Hui^{1,2†}, CHEN Fu-gang³, LI Chao^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering & Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Yunnan key laboratory of artificial intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 3. Yunnan Kungang Electronic Information Technology Co., Ltd, Kunming 650500, China)

Abstract: As an important operation at the end of converter steelmaking, the key to the end-point control is the accurate and real-time prediction of carbon content. And the oxidation rate of carbon content in the molten pool can be reflected in the variation of the flame texture at the furnace mouth. Therefore, the extraction of accurate characteristics of flame texture is the key to predicting end-point carbon content. However, the difficulty of flame texture feature description lies in its multi-directional and multi-scale irregular characteristics. This paper proposes a Derivative nonlinear mapping Direction weighted Multilayer Complex Network color texture descriptor, which conforms to the multi-scale and multi-directional characteristics of flame irregular texture. First, map the Fire flame image under the HSI space to the phase space to enhance spatial location-related information. Secondly, based on the complex network, a weighting formula of the derivative relationship that reflects the continuous changes between the vertices of different scales is given. And the multi-scale irregular direction weighted color texture complex network of the furnace mouth flame image is constructed by combining the direction information. Finally, the direction weighting degree feature of the vertex is calculated to quantify the connection mode of the complex network topology, the color texture feature of the flame is constructed. And the end carbon content is predicted by the KNN regression model. The results show that the prediction accuracy rate of carbon content within the error range of $\pm 0.01\%$ is 88.99%, and the accuracy rate of prediction within the error range of $\pm 0.02\%$ reaches 94.13%, and the algorithm meets the real-time requirements of the actual converter steelmaking process.

Keywords: converter steelmaking; feature extraction; texture analysis; complex network; high-order local derivative mode; color-texture

收稿日期: 2021-12-15; 录用日期: 2022-05-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61863018); 云南省科技厅应用基础研究项目 (202001AT070038).

†通讯作者. E-mail: liuhui621@126.com.

0 引言

转炉炼钢后期重要操作是终点控制,即在吹氧结束时去除大部分杂质,钢水碳含量和各金属元素含量等能够满足出钢质量的要求^[1].难点是实现碳含量的连续实时预测,钢水碳含量过高会影响脱硫、脱磷的操作,碳含量过低则会提高终点钢水的氧、氮含量,这些因素很大程度上会影响钢铁的质量^[2].因此对冶炼终点钢水碳含量的准确实时预测显得尤为重要,准确的预测直接关系到出钢品质,有利于减少能源和原材料浪费,同时响应在“十四五”规划纲要中提到的“推动高质量发展”指导方针.

目前,基于转炉炉口火焰图像特征提取的方法受环境制约因素小而可以应用于大多数中小型转炉炼钢场景,数据采集简单方便且实时性高成本低^[3]而受到广泛关注.

冶炼过程中钢水碳含量与火焰纹理等有着密切联系,文献^[3]表明碳含量变化引起碳氧反应剧烈程度变化会导致火焰机理发生变化,其产生的大量高温 CO 气体排出时一旦接触到了空气就会立即燃烧,CO 在单位时间的排出量可以根据炉口火焰的形状长度颜色亮度等特征来判断,这也可以作为金属液里脱碳速度的量度.而许多研究^[3, 10-11]也表明吹炼前期氧化的碳较少,火焰长度短而颜色呈现暗红色,此时纹理较为粗糙;吹炼中期氧化反应剧烈,火焰呈现白亮状态而长度增加,纹理变化复杂;吹炼末期时脱碳速度明显减慢,此时火焰稀薄颜色单一,纹理简单且清晰.因此转炉炉口火焰的颜色、动态形变和纹理等信息都能反映出熔池中钢水的碳含量变化^[3],这也是人工经验法的主要判断依据.那么通过转炉炉口火焰图像特征提取的方法进行炼钢终点碳含量预测的关键是火焰特征的准确表述,主要分为卷积神经网络特征描述和传统特征提取.神经网络在火焰图像特征描述上有着提取深层特征的优势.Qiu 等^[4]提出了一种基于卷积自编码器、主成分分析和隐马尔可夫模型的无监督分类框架,采用 CAE 从火焰图像中提取特征;为了直接提取火焰图像较为全面的特征信息,将火焰图像作为整体输入,江帆等人提出一种基于火焰图像 CNN 的转炉炼钢吹炼终点判断方法^[5],减少人工干预的同时实时性较高,但其需要大量的训练数据和高计算复杂度.而传统特征包括颜色特征、区域边缘特征和纹理特征等.火焰颜色是一种在不同吹炼阶段呈现规律性变化的直观信息,燕梅^[6]等人根据炼钢过程中反映熔池钢水碳含量变化的标志颜色信息,通过区域聚类分析方法直接提

取经主成分分析变换后的炉口火焰颜色特征进行实验,有效反映了转炉炼钢不同的吹炼阶段.基于火焰颜色特征提取的预测方法简单直接但火焰高度相似而颜色分布较集中,因此提取的火焰特征并不充分.对于火焰的区域边缘特征,李鹏举等人^[7]提出了一种描述转炉炉口火焰边界动态形变的方法,利用边界特征进行转炉炼钢终点判定,识别精度较高.由于火焰纹理能够较好地兼顾宏观性质以及局部细微变化两个方面,相比于其他火焰特征具有更为明显的判别信息,因此已有学者提出许多提取火焰纹理的方法.Li 等^[8]采用基于 Gabor 滤波器的火焰纹理分析,进一步改善了识别结果.Cheng 等^[9]提出了一种通过比较火焰图像各小波子带结构相似度来识别燃烧状态的新方法.尤佳采用灰度共生矩阵提取图像的纹理特征,进而利用纹理特征变化来判断炼钢终点^[10],验证了火焰图像纹理特征的有效性.李超^[11]等人结合火焰纹理多方向多尺度等特点进行多趋势编码得到炉口火焰的彩色纹理特征进行转炉炼钢终点碳含量预测实验,验证了火焰纹理的方向信息与碳含量的关联性,证明了其对于炉口火焰彩色纹理的意义.但火焰纹理存在多方向多尺度不规则特点,导致传统特征提取算法特征描述不够精细,因此火焰纹理中所蕴含的关键特征还有待进一步研究.

本文提出一种导数非线性映射方向加权多层复杂网络 (Derivative nonlinear mapping Direction weighted Multilayer Complex Network, DDMCN) 特征描述方法,受复杂网络 (Complex network, CN) 描述符启发,提取火焰彩色不规则纹理特征.(1) 通过相位转换公式将火焰图像 HSI 空间映射到相位空间来强化空间细节信息;(2) 针对火焰纹理多方向多尺度的不规则特征提取难点,基于复杂网络定义一种反映不同尺度顶点连续变化的导数信息权重公式,融合方向信息,构建炉口火焰图像的多尺度不规则方向加权彩色纹理复杂网络描述符,结合火焰图像 HSI 空间各颜色通道信息和高阶局部导数,构造方向加权多层网络模式以强化颜色信息的描述,从而更好地应对炼钢终点不同碳含量下火焰图像所呈现出的随机自然纹理的较高相似性;(3) 计算描述顶点方向连接信息的方向加权度特征量化火焰图像复杂网络拓扑连接模式,构建炉口火焰图像彩色纹理特征,提取炉口火焰的多尺度不规则方向细节信息,以得到更有效的纹理差异特征来适应火焰的变化.实验表明,本文方法提取的方向加权多尺度不规则火焰彩色纹理特征在进行终点碳含量预测时取得了较好的效果.

1 导数非线性映射方向加权多层复杂网络火焰图像彩色纹理特征提取方法

火焰变化复杂具有较强相似性, 纹理存在不规则的特征描述难点, 为其有效特征的提取带来不小的困难进而对终点预测的准确性产生影响. 如何在不同碳含量下变化复杂的炉口火焰中提取区分性较强鲁棒性的火焰特征, 进而提高转炉炼钢终点碳含量预测的准确性成为关键. 对此从炉口火焰内在结构特点出发, 根据炉口火焰不规则纹理的尺度方向特点, 从与钢水碳含量变化密切相关的炉口火焰彩色纹理特征入手. 本文受复杂网络 (CN)^[12] 纹理表征方法和局部导数模式 (LDP)^[13] 思想启示, 提出了导数非线性映射方向加权多层复杂网络描述符提取转炉炉口火焰图像的不规则方向加权彩色纹理特征与相应的碳含量构成映射, 从而实现转炉炼钢终点碳含量的预报. 本文特征提取思路流程如图 1 所示.

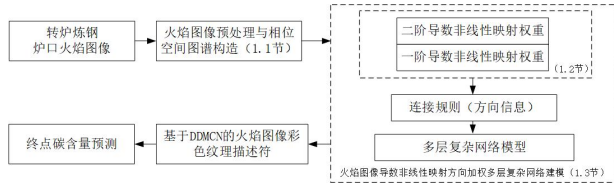


图 1 本文思路流程

1.1 火焰图像预处理与相位空间图谱构造

实际生产中炉口火焰图像存在较多非火焰干扰因素且转炉炼钢生产环境较恶劣, 因此通过最大类间方差法分割去除火焰之外的其他部分保留感兴趣的火焰区域. 良好的底层颜色表达是火焰彩色纹理特征精确描述的基础, 而 HSI 颜色空间从人的视觉系统出发, 用 H 为色调、S 为色饱和度和 I 为亮度来描述颜色, 很好地反映了火焰的色彩状态. 因此本文选择在 HSI 颜色空间提取火焰图像的彩色纹理特征.

炉口火焰在颜色过渡中形成了复杂的纹理变化且存在随机性会导致难以提取稳定的特征进而影响预测精度. 因此本部分通过相位形式进一步描述火焰纹理复杂的空间变化, 构造局部纹理的空间互信息并减少随机性的影响. 在 H、S、I 颜色通道分别计算相位图谱以统计局部火焰区域的结构差异.

如图 2(a) 所示, 为保存原有图像的有用信息统计局部火焰特性, 将图像分成若干非重叠 $h \times w$ 的小块并计算块内的相位值, 火焰图像可描述为相位形式, 其数学表达式如下式 (1) 所示:

$$\theta_{\text{map}} = \arctan \left(\sqrt{\sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w (g_{i,j} - g_{\text{mean}})^2 + g_{\text{mean}}^2} \right). \quad (1)$$

式中, g_{mean} 表示火焰图像局部块中心点像素周围像素的平均值如式 (2) 所示, $g_{i,j}$ 表示周围像素点的强度值, θ_{map} 表示转换后的相位值, 通过整合周围像素点与平均值构成火焰图像的空间域表示并由此考虑像素点之间的空间信息.

$$g_{\text{mean}} = \frac{1}{hw} \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w g_{i,j}. \quad (2)$$

相位值反映了局部像素空间上的对比差异程度, 通过相位值对局部差异进行量化也可以减少火焰随机性特点对特征提取的干扰, 为后续构造复杂网络提供一个良好的底层条件.

1.2 火焰图像复杂网络建模的二阶导数映射权重

为了获得更有鲁棒性的特征, 构造复杂网络提取火焰纹理特征时考虑纹理连续变化的细节信息, 关注局部结构间的关联性信息. 在相位空间下根据导数模式和 Sigmoid 函数映射放大细微差异构造火焰图像复杂网络顶点差异信息, 即网络连接权重. 而不同阶导数的非线性映射在局部结构内信息具有区分性和互补性以描述火焰更为细致的纹理变化差异.

构造火焰图像复杂网络时, 首先, 计算中心顶点与邻域顶点之间的一阶导、与邻域顶点之间的二阶导为后续构建非线性映射信息描述提供良好的条件. 如图 2(b) 所示介绍中心顶点与邻域顶点不同阶导数的表示含义, 图中中心顶点 g_c 与相邻不同尺度邻域顶点 g_{i_1} 、 g_{i_2} 、 g_{i_3} , 那么它们之间一阶到三阶的导数计算公式如下式 (3-5) 所示:

$$d'_{g1} = g_{i_1} - g_c. \quad (3)$$

$$d''_g = d'_{g2} - d'_{g1} = (g_{i_2} - g_{i_1}) - (g_{i_1} - g_c). \quad (4)$$

$$d'''_g = d''_{g3} - d''_{g2} = (g_{i_3} - g_{i_2}) - (g_{i_2} - g_{i_1}) - (g_{i_1} - g_c). \quad (5)$$

式中, i 为火焰图像像素点坐标, 一阶导数 d'_{g1} 反映 g_c 与 g_{i_1} 之间的细微信息, 而二阶导数 d''_g 反映 g_c 与相邻尺度 g_{i_1} 、 g_{i_2} 的关联信息, 依此类推, 由数学关系推理, 高阶导数比之一阶导数可以描述顶点间更丰富的连续变化相关性信息. 为了提取到互补的差异化特征的同时考虑到计算复杂性, 本文选择结合顶点间的一阶导数与二阶导数信息作为火焰图像复杂网络顶点间权重信息. 其次, 采用 Sigmoid 函数对不同阶导数进行非线性映射来捕捉纹理的细微变化, 以应对火焰纹理存在的相似性以及随机性而提高区分能力. 与 Sigmoid 函数结合的一阶、二阶导数非线

性映射计算公式分别如 (6-7) 所示:

$$S_{d1_{gi}} = \frac{1}{1 + e^{\left(\frac{-(g_{i1} - g_c)}{\beta_1}\right)}}, \quad i = 0, 1, \dots \quad (6)$$

$$S_{d2_{gi}} = \frac{1}{1 + e^{\left(\frac{-((g_{i3} - g_{i2}) - (g_{i2} - g_{i1})))}{\beta_2}}\right)}, \quad i = 0, 1, \dots \quad (7)$$

式中 g_c 表示中心顶点的相位值, g_{i1} 表示 g_c 相邻尺度顶点的相位值, $S_{d1_{gi}}$ 表示火焰图像相位转换后的一阶导数非线性映射值, g_{i2} 和 g_{i3} 表示 g_c 相邻尺度顶点的相位值, $S_{d2_{gi}}$ 表示转换后的二阶导数非线性映射值, β 如式 (8) 定义, 表示均值.

$$\beta_n = \text{mean}(g_d) = \frac{1}{n+1} \sum_{d=0}^{n+1} g_d. \quad (8)$$

1.3 火焰图像导数非线性映射方向加权多层复杂网络建模

火焰作为一种非结构对象存在多尺度多方向的不规则纹理信息, 而 CN 纹理提取方式不破坏火焰图像不规则纹理. 因此本节提出了 DDMCN 彩色纹理描述符, 通过复杂网络将火焰图像的相位图谱作为输入, 并输出一组图像描述符以进行彩色纹理表征. 其中通过导数方式描述火焰空间细微信息, 将火焰纹理变化方向信息作为重点, 以多层网络融合颜色信息描述火焰彩色不规则纹理特征信息.

定义 1 火焰图像导数非线性映射方向加权多层复杂网络是指结合导数信息, 以图像相位空间图谱顶点对方向信息为连接条件, 构建火焰图像方向加权复杂网络. 若存在火焰图像 I 某一颜色通道转换的相位空间图谱 θ_{map} 宽度 x 和高度 y 共 $x*y$ 个像素, 即 $x*y$ 个顶点, 则每个像素的相位值作为顶点的值, 分别考虑顶点间的一阶导数和二阶导数关系映射为网络节点之间的连接权重, 并对连接进行方向加权以描述两个顶点之间纹理方向连续变化来判断顶点特征. 其中, 用来连接顶点的规则主要考虑三点:

step1: 考虑一组顶点间的导数信息, 将火焰图像相位空间图谱复杂网络顶点对 v_i 和 v_j 、 v_k 之间的连接权重定义为 v_i 和 v_j 、 v_k 之间的强度差经过导数映射后的值, 则其计算如式 (9-10) 所示:

$$w(v_i, v_j)_1 = s_{d1}(v_i, v_j). \quad (9)$$

$$w(v_i, v_j, v_k)_2 = s_{d2}(v_i, v_j, v_k). \quad (10)$$

式中 s_{d1}, s_{d2} 为顶点 v_i 和 v_j 、 v_k 之间的一阶导数关系和二阶导数映射关系, $w(v_i, v_j)_1$ 为顶点间一阶导数关系的连接权重, $w(v_i, v_j, v_k)_2$ 为顶点间二阶导数关系的连接权重. 所得值越小, 代表顶点间变化趋势

越接近, 相似性越大.

step2: 考虑一组顶点的空间方向关系, 即火焰在不同方向上的相互变化关系. 若存在一 7×7 局部区域, 如图 2(c) 示, 以顶点 v_i 的八邻域为例, 方向用序列号 l 表示公式为 (11):

$$l = 8\alpha/\pi, \quad \alpha = 0, \pi/8, \dots, 7\pi/8. \quad (11)$$

计算在序列号为 l 方向上顶点 v_i 与邻域点对 (v_l, v_{l+8}) 的差值经导数非线性映射值, 得到的差值对为 $(w(v_i, v_l)_k, w(v_i, v_{l+8})_k)$, 如下式 (12) 所示:

$$(w(v_i, v_l)_k, w(v_i, v_{l+8})_k) = (s_{dk}(v_l, v_i), s_{dk}(v_{l+8}, v_i)); k = 1, 2. \quad (12)$$

step3: 结合火焰变化方向信息, 将顶点变化作为网络连接条件. 如图 2(c) 中所示, 箭头指向表示像素由小到大变化, 当中心顶点和邻域顶点由小到大或由大到小变化即满足同向趋势, 当邻域点值均大于或均小于中心点即满足非同向趋势. 也就是当顶点 v_i 和邻域点对 (v_i, v_l) 变化满足同向趋势时将 v_l, v_{l+8} 与 v_i 进行网络连接; 反之, 变化满足非同向趋势时, v_l, v_{l+8} 与 v_i 不进行网络连接, 由此定义了 v_i 和周围顶点间的连接方式, 数学表达式如下式 (13) 所示:

$$C(w(v_i, v_l)_k \cdot w(v_i, v_{l+8})_k) = \begin{cases} 1 & w(v_i, v_l)_k \cdot w(v_i, v_{l+8})_k \leq 0, k = 1, 2 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

式中, $C(w(v_i, v_l)_k \cdot w(v_i, v_{l+8})_k)$ 为 1, 则连接, 0 则不连接. 其中, $v_l \neq v_{l+8}$.

结合颜色信息, 由此构建一个多层映射方向加权复杂网络 $DDMCN = \{V, E\}$. 将其中各颜色通道相位谱的每个像素视为一个顶点, 顶点总数为 $|V| = x * y * 3 = n$, 组成集合 $V = \{v_1, \dots, v_n\}$, 构成边缘 $E = \{a(v_i, v_j)\}$. 叠加三个颜色通道即得到火焰图像的多层映射方向加权复杂网络 DDMCN, 表示火焰图像的多尺度多方向不规则彩色纹理变化.

在火焰图像中使用 CN 表征纹理包括纹理建模、对纹理网络的分析两个主要步骤. 而分析主要是量化拓扑特征, CN 拓扑特征可以得出与其代表的火焰纹理有关的重要结论. 本文主要计算火焰图像纹理网络拓扑顶点的方向加权度 $k_d(i)$ 后将其统计特征作为火焰图像的彩色纹理特征.

定义 2 将火焰图像复杂网络顶点方向加权度定义为顶点 v_i 与其他连接顶点的方向参数求和得到, 则用公式表示如下式所示:

$$k_d(i) = \sum_{v_j \in V} \begin{cases} d_{ij}, & \text{if } a(v_i, v_j) \in E \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

式中, d_{ij} 为方向参数, 本文中设置 $d_{ij} = 0.5$, 以实现一组同向趋势顶点方向参数和为 1, $v_i, v_j \in V$, $k_d(i)$ 用于计算火焰图像纹理网络每个顶点 v_i 的方向加权重, 描述火焰的纹理变化.

通过计算纹理网络每个顶点 $v_i \in V$ 的度 $k_d(i)$, 直方图度 $h_d(i)$ 计算如式 (15) 所示:

$$h_d(i) = \sum_{v \in V} \delta(k_d(i), i). \quad (15)$$

其中 $\delta(j, i)$ 由式 (16) 定义:

$$\delta(j, i) = \begin{cases} 1, & j = i \\ 0, & j \neq i \end{cases} \quad (16)$$

网络拓扑统计信息可以通过直方图简单明了的表示, 由此分析火焰图像复杂网络的度数直方图可以计算出较多特征作为火焰图像的彩色纹理特征.

1.4 基于 DDMCN 的火焰图像彩色纹理描述符

DDMCN 火焰图像特征提取如图 2 所示, 经阈值分割后火焰图像一颜色通道如 H 通道经图 2(a) 相位转换后, 取一 7×7 局部区域为例构建复杂网络, 结合一阶导数和二阶导数融合相邻不同圈内 (不同尺度)

方向信息, 选择满足同向趋势的不同尺度顶点同时建立连接, 这就实现了火焰图像多方向多尺度的不规则纹理描述. 也就构成了火焰图像彩色纹理 CN, 构成边缘 $E = \{a(v_i, v_j)\}$. 即, 网络由相位空间谱像素点作为顶点, 与边组合起来代表整个网络结构, 结合三个颜色通道实现火焰图像多尺度不规则彩色纹理建模, DDMCN 可以整体表示火焰图像多尺度不规则彩色纹理变化.

进一步提取相位空间图谱顶点间一阶导数与二阶导数关系融合方向信息的拓扑特征. 计算复杂网络方向加权重 $k_d(i)$ 及其直方图对应的统计特征作为火焰图像彩色纹理特征. 描述每层网络的特征向量 F_d 如式 (17) 所示, 融合多层网络信息构成火焰图像 DDMCN 彩色纹理描述符.

$$F_d = [p_d(0), p_d(1), p_d(2), \dots, p_d(n)], n = 1/k. \quad (17)$$

其中, k 是阈值, $p_d(n)$ 根据度直方图 $h_d(i)$ 计算得出.

$$p_d(n) = \sum_{i=(n-1)k}^{nk} h_d(i) \quad 1 \leq n \leq \frac{1}{k}. \quad (18)$$

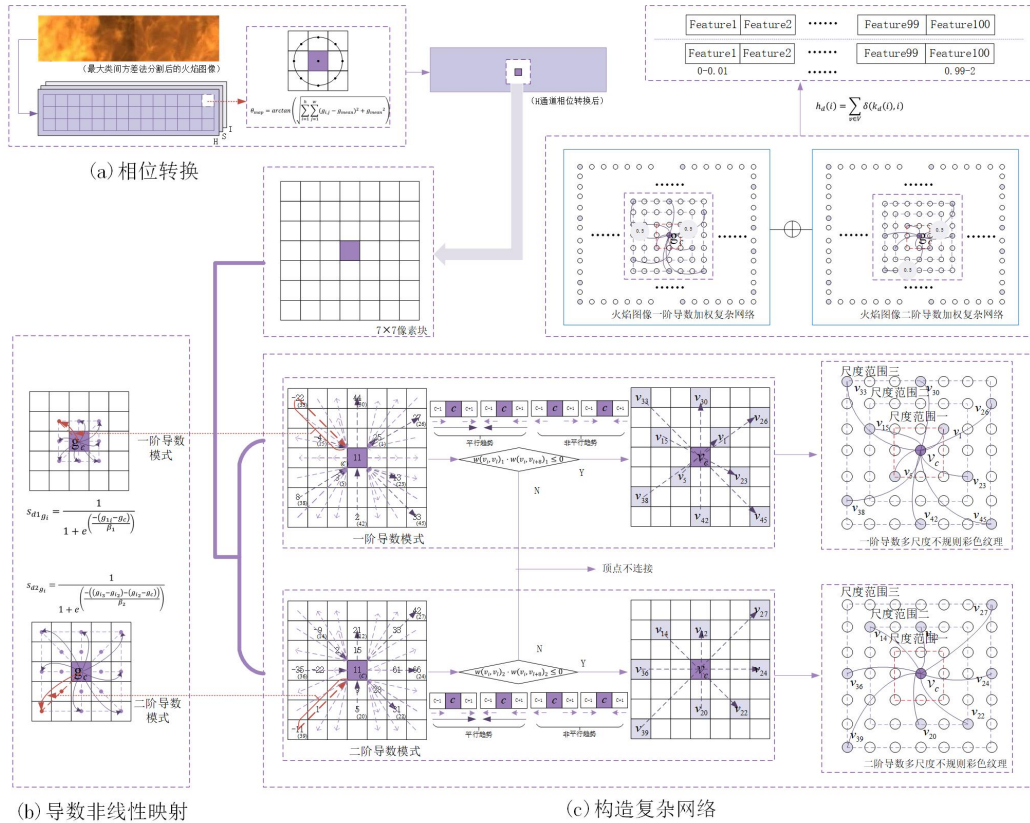


图 2 火焰图像复杂网络彩色纹理特征提取过程

2 火焰图像导数非线性映射方向加权多层复杂网络特征及终点碳含量预测

为了使提取的彩色纹理特征能有效区分出不同碳含量下的火焰图像, 具有更强的区分能力, 本文方

法融入火焰方向信息, 考虑了火焰图像的多尺度多方向不规则彩色纹理特征并通过 KNN 回归模型预测终点碳含量. 炉口火焰图像特征提取及终点碳含量预测的架构图如图 3 所示.

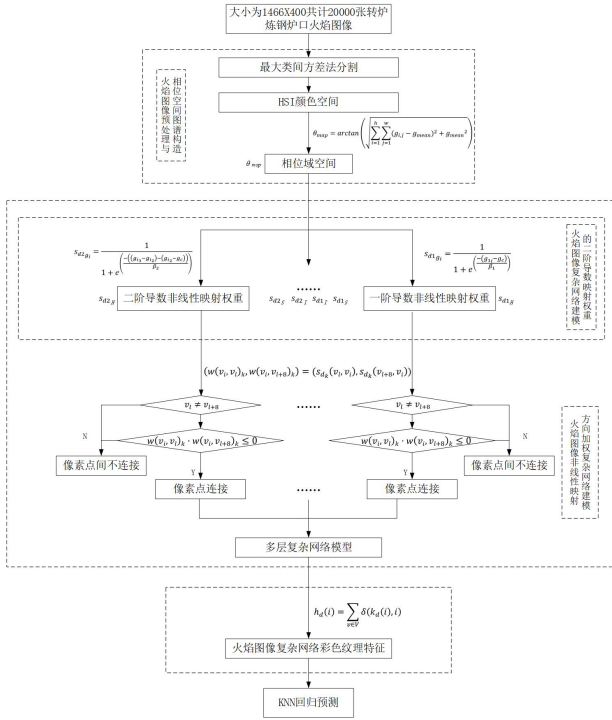


图3 复杂网络图像彩色纹理特征提取架构图

3 实验与分析

3.1 实验平台及数据介绍

本文在如下环境实验：硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i5-9300H CPU @ 2.40GH, GPU:NVIDIA GeForce GTX 1650, 软件环境为 python3.6。

实验数据集由 20000 张炉口火焰图像组成，来源于钢厂转炉炼钢实际生产中工业相机拍摄的不同炉次下炉口火焰视频（碳含量分布范围为 0.01%-0.23%，单位：百分比含量）结束前 2 秒以帧为单位采样得到，大小为 1466×400，标签为转炉炼钢终点时刻采用副枪检测技术测得的钢水碳含量值。

实验时随机打乱不同炉次对应的火焰图像次序，随机选择 20000 张转炉炉口火焰图像中的 16000 张火焰图像作为训练集，剩余 4000 张作为测试集，进行火焰图像特征提取及终点碳含量预测实验，并通过五折交叉验证方式取得较为准确且稳定的转炉终点碳含量预测结果。

3.2 相位空间转换对碳含量预测的影响实验

为了有效描述火焰图像像素间的相互关系，并减少火焰随机性特点带来的影响，为后续建模火焰图像复杂网络提供良好的底层表示，本小节旨在对比四种转换方式的终点碳含量预测结果，说明进行相位空间转换的必要性和有效性。选择在 H、S、I 颜色通道计算幅值谱，能量谱，熵值谱和本文使用的相位空间图谱以统计火焰局部区域的结构差异构建火焰的局部纹理互信息，分别如式 (19-21, 1) 所示，并同

样经式 (2) 减少噪声干扰。其中，幅值反映了火焰图像局部信息的对比差异度，能量反映了信息量的均匀程度，熵值反映了火焰图像信息量的复杂度，相位反映了局部像素空间信息。

$$A = \sqrt{\sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w (g_{i,j})^2}. \quad (19)$$

$$E = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w [P(p(g_{i,j}))^2]. \quad (20)$$

$$H = - \sum_{g_{i,j}} P(p(g_{i,j})) \log P(p(g_{i,j})). \quad (21)$$

式中， $g_{i,j}$ 表示块内 (i,j) 处的像素值， h, w 分别表示局部块的长宽， A 表示计算的幅值； $p(g_{i,j})$ 表示块内像素为 $g_{i,j}$ 的统计个数， $P(p(g_{i,j}))$ 表示像素为 $g_{i,j}$ 的统计概率， E 表示计算的能量， H 表示计算的熵值。

表 1 展示了分别采用四种转换方式构建局部纹理互信息后转炉终点碳含量预测结果。

表 1 不同转换方式后转炉终点碳含量预测比较

转换方式	误差 0.01% 内 准确率	误差 0.02% 内 准确率	误差 0.03% 内 准确率	误差 0.04% 内 准确率	误差 0.05% 内 准确率
幅值	79.37	88.75	93.37	96.05	97.62
能量	77.17	86.86	92.30	95.48	97.32
熵值	85.84	92.04	95.48	97.30	98.47
相位	88.99	94.13	96.56	97.95	98.74

从表 1 中可以看出经过相位转换后碳含量预测准确率远远高于其他方式。因此采用相位转换方式进一步描述火焰纹理复杂的空间变化为后续复杂网络建模提供了良好的条件，尽可能保证了火焰图像彩色纹理特征的稳定性，从而使得转炉炼钢终点碳含量预测精度提升显著。

3.3 彩色纹理特征阈值对碳含量预测结果影响实验

本小节主要通过实验分析构造火焰图像导数映射方向加权多层复杂网络彩色不规则纹理描述符中拓扑特征度构造特征阈值对碳含量预测精度的影响。首先，度是为了量化火焰图像复杂网络的彩色纹理拓扑信息，而火焰多方向多尺度不规则彩色纹理的表述是在获得度特征后按其所属阈值范围通过阈值化获得描述火焰图像彩色纹理的 DDMCN 描述符。表 2 展示了本部分各阈值终点碳含量的预测性能。

通过实验结果，按照炉口火焰多方向多尺度不规则彩色纹理描述符特征阈值进行总结。即阈值过大，会造成复杂网络度特征一定程度的损失，导致所构造的火焰图像复杂网络纹理信息较为片面；而阈

值越小, 则代表特征所属范围划分越细致, 构造的火焰图像复杂网络彩色不规则纹理描述符过于关注局部度信息, 损失部分全局信息. 因此通过实验得到合适的彩色纹理特征描述符阈值, 阈值化获得描述火焰图像彩色纹理的 DDMCN 描述符. 验证了本文方法以及实验所得最佳阈值在火焰图像彩色纹理特征提取并预测终点钢水碳含量的有效性.

表 2 阈值对碳含量预测结果的影响

阈值	误差 0.01% 内 准确率	误差 0.02% 内 准确率	误差 0.03% 内 准确率	误差 0.04% 内 准确率	误差 0.05% 内 准确率
0.25	61.85	77.38	86.27	91.87	95.24
0.2	69.39	82.66	89.75	93.95	96.41
0.1	75.99	86.41	91.94	95.19	97.21
0.05	82.76	90.45	94.31	96.59	97.93
0.04	83.45	90.64	94.41	96.72	98.06
0.025	86.51	92.63	95.79	97.47	98.44
0.02	87.14	92.93	95.82	97.53	98.50
0.01	88.99	94.13	96.56	97.95	98.74
0.005	87.70	93.57	96.29	97.89	98.67
0.004	86.89	93.06	96.20	97.81	98.77
0.0025	87.08	93.07	96.12	97.77	98.73
0.002	87.10	93.06	96.21	97.82	98.72

3.4 与同类算法的性能比较

该小节旨在验证 DDMCN 彩色纹理描述符在提取转炉终点炉口火焰图像纹理特征预测碳含量时的有效性, 分别按照以下几方面进行比较. 针对提取的火焰特征, 将本文方法与颜色三阶矩^[3]、方向梯度直方图 (Histograms of oriented gradients, HOG)^[14] 边缘特征提取算法、基于卷积神经网络^[9,19] 的转炉终点钢水碳含量预测方法进行比较; 针对彩色纹理提取方法, 与灰度共生矩阵 (Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM)^[16]、TH Rassem 等人提出的完整的本地三进制模式描述符 (CLTP)^[17]、Alamgir N^[18] 等人提出的局部二进制共现模式 (Local binary co-occurrence pattern, LBCoP)、Verma.M^[19] 等人提出的局部极值共现模式 (Local extrema co-occurrence pattern, LECoP) 进行比较; 其次, 针对复杂网络方法, 还与 André Ricardo Backes 等人^[12] 提出的基于复杂网络的纹理特征提取算法、Leonardo F.S.Scabini 等人^[20] 提出的用于彩色纹理表征的多层复杂网络描述符 (MCND) 进行比较分析; 最后, 为了全面说明本文方法的有效性, 还与李超^[15] 等人提出的多趋势二进制编码彩色纹理特征表述方法 (Improved multi-trend binary coded color texture feature expression method, IMTBCD) 局

部或全局彩色纹理特征提取算法相比较.

其中, 颜色三阶矩^[3] 在表中简记为 SKEW. 考虑到神经网络深度的影响, 本文通过 LeNet^[5] 和结构更深的 VggNet^[15] 深度卷积神经网络提取火焰图像特征进行转炉终点碳含量预测时, 训练迭代至 100000 次模型训练损失值趋于稳定获得测试集的预测结果. GLCM^[16] 选择使用分通道方式提取火焰图像彩色空间下纹理特征; 基于复杂网络的纹理特征提取方法^[12] 为灰度空间, 为了便于记述在表中简记为 GCN.

实验采用五折交叉验证方式, 将各方法参数调试到最佳, 提取的火焰特征送入作为回归模型的 KNN 中进行训练测试. 本部分采用预测精度 (误差范围为 0.01%-0.05%)、决定系数 (R^2)、均方根误差 ($RMSE$), 提取火焰图像纹理特征时消耗的平均时间 F , 测试一张图像的平均耗时 T_{KNN} 作为算法预测性能的评价指标, 计算如式 (22-25) 所示:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}. \quad (22)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}. \quad (23)$$

$$F = \frac{T_F}{N}. \quad (24)$$

$$T_{KNN} = \frac{T_K}{N}. \quad (25)$$

式中 $\hat{y}_i$ 表示终点碳含量预测值, y_i 表示真实值, N 为火焰图像样本数量, T_F 表示特征提取时间, T_K 表示训练与测试火焰图像 KNN 回归器的耗时, R^2 值反映测试集中预测值与真实值的拟合程度, $RMSE$ 值反映预测值与真实值的离散程度, F 值反映了算法提取火焰图像彩色纹理特征的快慢, T_{KNN} 反映了不同方法使用 KNN 回归器预测时的平均耗时.

表 3 展示了各对比方法在 0.01% 至 0.05% 误差范围炼钢终点碳含量预测性能的具体数据. 本文方法在碳含量误差范围为 0.01% 内准确率为 88.99%, 在 0.02% 内准确率为 94.13%, 相较于对比方法中预测效果较好的 IMTBCD 算法在预测误差为 0.01% 内提升 6.82%, 在预测误差为 0.02% 内提升 3.77%.

根据表 3 实验结果进行分析: 首先, 颜色三阶矩描述了火焰颜色但损失了颜色在变化过程中形成的纹理信息; HOG 描述了火焰图像局部梯度方向分布但易受火焰噪点以及随机性影响; 而基于卷积神经网络的算法可以提取火焰整体特征但易受炼钢同一炉次炉口边缘信息影响^[15] 而泛化性较差. 其次, GLCM 等几种算法各有优势, 但未直接提取火焰不

规则纹理. 在炼钢火焰图像数据中, 本文方法构建火焰图像不规则彩色纹理表征对测试集有更好的预测性能, 证明了不规则纹理描述对于火焰特征的重要性. 而 GCN 和 MCND 提取了火焰不规则纹理特征, 但前者损失了颜色信息, 后者融入颜色信息而效果较好. 说明了融合颜色信息能够得到更有效的火焰特征. IMTBCD 通过多趋势编码方式描述了火焰方向信息, 相较于其他方法预测效果较好, 但不能很好地描述火焰不规则纹理复杂的变化情况.

表 3 转炉终点碳含量预测准确率比较

方法	误差 0.01% 内	误差 0.02% 内	误差 0.03% 内	误差 0.04% 内	误差 0.05% 内
	准确率	准确率	准确率	准确率	准确率
SKEW ^[3]	34.03	55.64	70.34	80.75	87.72
HOG ^[14]	59.22	74.18	83.73	89.82	93.60
LeNet ^[5]	48.72	66.08	79.55	94.42	96.15
VggNet ^[15]	52.36	70.58	81.70	96.01	96.87
GLCM ^[16]	52.54	67.71	77.86	85.30	90.27
CLTP ^[17]	72.33	77.73	83.40	86.98	89.12
LBCoP ^[18]	50.49	64.27	75.98	83.55	88.62
LECoP ^[19]	52.91	66.68	78.56	85.57	90.29
GCN ^[12]	52.29	70.08	79.29	84.86	88.75
MCND ^[20]	68.41	82.63	88.61	91.68	94.02
IMTBCD ^[11]	82.17	90.36	94.38	96.72	98.19
本文方法	88.99	94.13	96.56	97.95	98.74

因此基于导数非线性映射方向加权多层复杂网络火焰图像特征提取的方法通过复杂网络结合高阶导数信息以及方向信息从而可以较好地提取火焰多尺度多方向的不规则纹理而提高预测精度.

表 4 转炉终点碳含量预测性能比较

方法	R^2 值	RMSE 值	特征提取	回归器
			平均耗时 ms/帧	平均耗时 ms/帧
SKEW ^[3]	0.14	3.34	77.99	0.04
HOG ^[14]	0.51	2.66	1549.00	1.55
LeNet ^[5]	0.29	3.06	0.80	0.41
VggNet ^[14]	0.49	2.85	0.94	1.90
GLCM ^[16]	0.44	2.97	521.36	1.89
CLTP ^[17]	0.56	2.63	254.28	0.31
LBCoP ^[18]	0.24	3.13	332.31	0.36
LECoP ^[19]	0.34	2.93	307.79	0.36
GCN ^[12]	0.49	2.88	2359.75	0.03
MCND ^[20]	0.65	2.50	7054.99	0.04
IMTBCD ^[11]	0.84	1.44	2311.84	2.78
本文方法	0.89	1.17	420.00	0.71

表 4 展示了本部分各对比方法的 R^2 值, $RMSE$ 值, 提取火焰图像纹理特征和测试一张图像的平均

耗时 F, T_{KNN} 的具体数据. 通过交叉验证, 本文方法的 R^2 值为 0.89, $RMSE$ 值为 1.17%, 特征提取平均耗时 420.00ms/帧, 回归器平均耗时 0.71ms/帧.

分析表 4 可知, 本文方法预测值与真实值拟合程度最优, 误差最小. 而用时合计 420.71ms/帧, 与其他方法相比, 消耗时间相对较短. 而副枪检测作为一种实时检测技术, 根据文献 [21] 中关于转炉副枪检测试验的描述, 在不“倒炉”的情况下, 检测钢水碳含量的耗时约为 1min/次. 本文方法提取其彩色纹理特征预测碳含量远小于副枪检测法耗时, 因此能满足实际转炉炼钢吹炼过程实时性要求.

4 结论

为应对终点火焰图像相似性高而相近碳含量火焰图像难以区分的问题, 本文提出了导数非线性映射方向加权多层复杂网彩色纹理描述符, 总结如下:

1) 将火焰图像通过文中所提方式映射到相位空间, 构造局部纹理的空间互信息, 描述火焰纹理空间变化, 减少了火焰随机性特点对特征提取的干扰.

2) 基于复杂网络方式结合高阶导数关系给出融合方向信息的顶点连接方式, 构造火焰图像多尺度不规则方向加权彩色纹理复杂网络, 以适应火焰多尺度不规则纹理特点. 并通过多层网络方式利用颜色通道信息, 进而得到火焰图像的彩色纹理描述.

3) 构建炉口火焰导数非线性映射方向加权多层复杂网络特征. 计算方向加权重度特征, 结合其范围阈值得到适合火焰纹理的特征量化 CN 拓扑连接模式, 作为火焰图像最终整体的彩色纹理特征, 从而提取更全面细致的彩色纹理差异描述火焰图像信息.

因此本文算法在通过图像处理进行炼钢终点碳含量预测研究中具有一定价值, 而导数非线性映射和复杂网络结合也为火焰等相似性较高和带有方向信息的多尺度不规则纹理提取的图像处理提供参考.

参考文献 (References)

[1] 王心哲, 韩敏. 基于变量选择的转炉炼钢终点预报模型 [J]. 控制与决策, 2010, 25(10): 1589-1592.
(Wang X Z, Han M. Prediction model of converter steelmaking endpoint based on variable selection[J]. Control and decision, 2010, 25(10): 1589-1592.)

[2] 谢书明, 陶钧, 柴天佑. 基于神经网络的转炉炼钢终点控制 [J]. 控制理论与应用, 2003, 20(06): 903-907.
(Xie S M, Tao J, Chai T Y. BOF steel making endpoint control based on neural network[J]. Control Theory and Applications, 2003, 20(06): 903-907.)

[3] 赵多桢. 基于图像处理的转炉终点预测研究 [D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2020.
(Zhao D Z. Research on converter endpoint prediction

- based on image processing[D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science and Technology, 2020.)
- [4] Qiu T, Liu M J, Zhou G P, et al. An unsupervised classification method for flame image of pulverized coal combustion based on convolutional auto-encoder and hidden Markov model[J]. *Energies*, 2019, 12(13): 2585.
- [5] 江帆, 刘辉, 王彬, 等. 基于火焰图像 CNN 的转炉炼钢吹炼终点判断方法 [J]. *计算机工程*, 2016, 42(10): 277-282.
(Jiang F, Liu H, Wang B, et al. Basic Oxygen Furnace Blowing Endpoint Judgment Method Based on Flame Image Convolution Neural Network[J]. *Computer Engineering*, 2016, 42(10): 277-282.)
- [6] 燕梅, 林剑, 郭小玉, 等. 聚类分析提取 PCA 变换后的火焰图像颜色特征 [J]. *湖南科技大学学报 (自然科学版)*, 2014, 29(03): 64-68.
(Yan M, Lin J, Guo X Y, et al. Extracting the flame image color feature after PCA transformation based on clustering analysis[J]. *Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2014, 29(03): 64-68.)
- [7] 李鹏举, 刘辉, 王彬, 等. 基于火焰动态形变特征的转炉炼钢终点判定 [J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(11): 2625-2633.
(Li P J, Liu H, Wang B, et al. Endpoint determination of the basic oxygen furnace based on flame dynamic deformation characteristics[J]. *Chinese Journal of Science Instrument*, 2015, 36(11): 2625-2633.)
- [8] Li W T, Mao K Z, Chai T Y, et al. Gabor filter and eigen-flame image-based burning state recognition for sintering process of rotary kiln[C]. 2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference. Orlando: IEEE, 2011: 3216-3221.
- [9] Cheng Y, Sheng Y X, Chai L. Burning state recognition using CW-SSIM index evaluation of color flame images[C]. The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC). Qingdao: IEEE, 2015: 3609-3614.
- [10] 尤佳, 王绍纯, 李希胜, 等. 通过转炉炉口火焰纹理分析判断氧气顶吹转炉吹炼终点 [J]. *北京科技大学学报*, 2000, 22(6): 524-528.
(You J, Wang S C, Li X S, et al. Determining the end point of oxygen top-blowing converter based on the flame texture analysis of the converter mouth[J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2000, 22(6): 524-528.)
- [11] 李超, 刘辉. 改进 MTBCD 火焰图像特征提取的转炉炼钢终点碳含量预测 [J/OL]. *计算机集成制造系统*, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210428.1806.020.html>.
(Li C, Liu H. Carbon content prediction of converter steelmaking end-point based on improved MTBCD flame image feature extraction[J/OL]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210428.1806.020.html>.)
- [12] Backes A R, Casanova D, Bruno O M. Texture analysis and classification: A complex network-based approach[J]. *Information Sciences*, 2013, 219: 168-180.
- [13] Zhang B C, Gao Y S, Zhao S Q, et al. Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2009, 19(2): 533-544.
- [14] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. 2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05). San Diego: IEEE, 2005: 886-893.
- [15] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. *arXiv preprint arXiv*, 2014: 1409-1556.
- [16] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H. Textural features for image classification[J]. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 1973, 6: 610-621.
- [17] Rassem T H, Mohammed M F, Khoo B E, et al. Performance evaluation of Completed Local Ternary Patterns (CLTP) for medical, scene and event image categorization[C]. 2015 4th International Conference on Software Engineering and Computer Systems (ICSECS). Kuantan: IEEE, 2015: 33-38.
- [18] Alamgir N, Nguyen K, Chandran V, et al. Combining multi-channel color space with local binary co-occurrence feature descriptors for accurate smoke detection from surveillance videos[J]. *Fire safety journal*, 2018, 102: 1-10.
- [19] Verma M, Raman B, Murala S. Local extrema co-occurrence pattern for color and texture image retrieval[J]. *Neurocomputing*, 2015, 165: 255-269.
- [20] Scabini L F, Condori R H, Gonçalves W N, et al. Multilayer complex network descriptors for color-texture characterization[J]. *Information Sciences*, 2019, 491: 30-47.
- [21] 第三炼钢厂电子计算机组, 钢铁研究所炼钢室转炉组. 氧气顶吹转炉副枪试验 [J]. *鞍钢技术*, 1976, (01): 32-37.
(Electronic Computer Group of No. 3 Steelmaking Plant, Converter Group of Steelmaking Room of Iron and Steel Research Institute. Sub-gun test of oxygen top-blown converter [J]. *Anshan Iron and Steel Technology*, 1976, (01): 32-37.)

作者简介

刘旭琛(1996—), 女, 硕士生, 从事图像处理、机器学习、数据分析等研究, E-mail: 724604772@qq.com;

刘辉(1984—), 男, 副教授, 博士, 从事图像处理、机器学习、数据分析等研究, E-mail: liuhui621@126.com;

陈甫刚(1982—), 男, 本科, 从事图像处理、工业信息处理等研究, E-mail: 357319154@qq.com ;

李超(1993—), 男, 硕士生, 从事图像处理、机器学习、数据分析等研究, E-mail: 978926946@qq.com.