

控制与决策

Control and Decision

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, 刘辉, 陈甫刚, 李超

引用本文:

刘旭琛, 刘辉, 陈甫刚, 李超. 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*, 2023, 38(10): 2795–2804.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.2166>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于WGRA-FCM样本相似性度量的转炉炼钢终点碳温软测量方法](#)

End point carbon temperature measurement method based on WGRA-FCM for sample similarity measurement

控制与决策. 2021, 36(9): 2170–2178 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0128>

[基于图像随机分布模型的电熔镁炉工况识别](#)

Conditions recognition of fused magnesia furnace based on dynamic characteristics of B-spline network

控制与决策. 2021, 36(11): 2735–2742 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0570>

[基于批次图像化的卷积自编码故障监测方法](#)

Fault detection of batch image-based convolutional autoencoder

控制与决策. 2021, 36(6): 1361–1367 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1342>

[复杂背景下全景视频运动小目标检测算法](#)

Panoramic video motion small target detection algorithm in complex background

控制与决策. 2021, 36(1): 249–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686>

[基于自注意力生成对抗网络的图像超分辨率重建](#)

Image super-resolution reconstruction based on self-attention GAN

控制与决策. 2021, 36(6): 1324–1332 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1290>

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,但是火焰纹理具有多方向多尺度不规则的特征描述难点. 鉴于此,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至相位空间以增强空间位置关联信息;然后,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,计算顶点方向加权度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. 实验结果表明,所提出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, 2023, 38(10): 2795-2804.

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 predict 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. Firstly, the fire flame image under the HSI space is mapped to the phase space to enhance spatial location-related information. Then, 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, and 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 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, 62263016); 云南省科技厅应用基础研究项目(202001AT070038).

责任编辑: 牛玉刚.

†通讯作者. E-mail: liuhui621@126.com.

*本文附带电子附录文件,可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

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,可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便会立即燃烧,CO在单位时间的排出量可根据炉口火焰的形状、长度、颜色和亮度等特征判断,这也可作为金属液里脱碳速度的量度.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,火焰呈现明亮状态而长度增加,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均能够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.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具有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^[5]提出一种基于火焰图像CNN的转炉炼钢吹炼终点判断方法,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,燕梅等^[6]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^[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.火焰纹理能够较好地兼顾宏观性质以及局部细微变化两方面,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以识别燃烧状态的新方法.尤佳等^[10]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以判断炼钢终点,验证了火焰图像纹理特征的有效性.李超等^[11]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空间映射至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,得到更有效的纹理差异特征来适应火焰的变化.实验表明,所提出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]思想启发,提出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测.本文特征提取思路流程如图1所示.

1.1 火焰图像预处理和相位空间图谱构造

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,以H为色调、S为色饱和度和I为亮度描述颜色,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.因此本节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

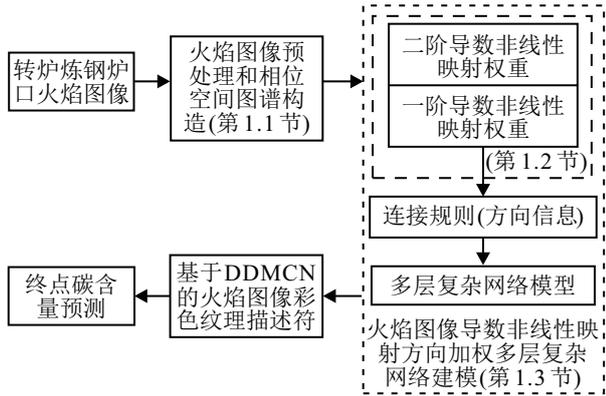


图1 本文思路流程

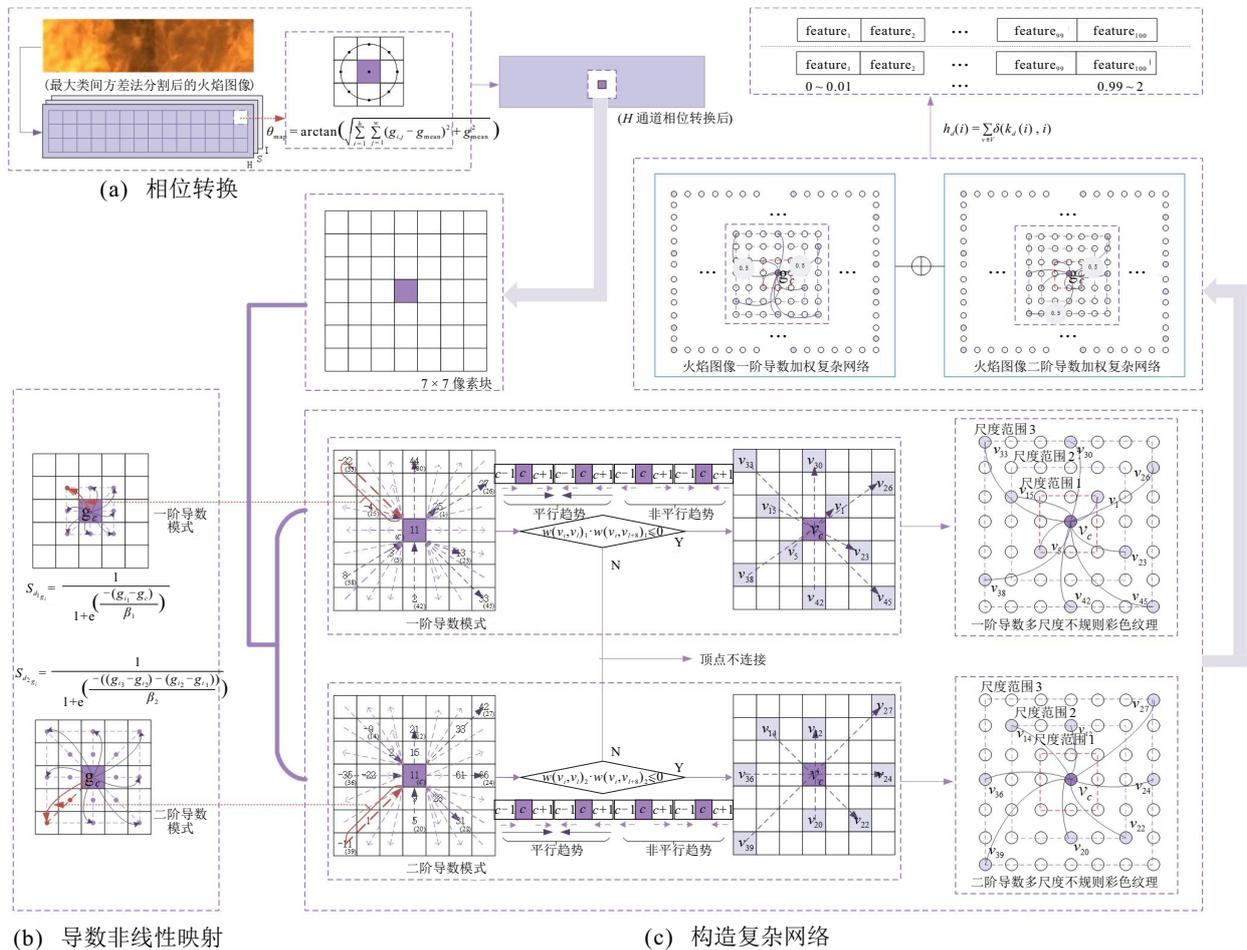


图2 火焰图像复杂网络彩色纹理特征提取过程

局部火焰特性,将图像分为若干非重叠 $h \times w$ 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:

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

其中: g_{mean} 为火焰图像局部块中心点像素周围像素的平均值; $g_{i,j}$ 为周围像素点的强度值; θ_{map} 为转换后的相位值,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间的一阶导、与邻域顶点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} 间一阶到三阶的导数计算公式如下所示:

$$d'_{g_1} = g_{i_1} - g_c, \quad (3)$$

$$d''_g = d'_{g_2} - d'_{g_1} = (g_{i_2} - g_{i_1}) - (g_{i_1} - g_c), \quad (4)$$

$$d'''_g = d''_{g_3} - d''_{g_2} = (g_{i_3} - g_{i_2}) - (g_{i_2} - g_{i_1}) - (g_{i_1} - g_c). \quad (5)$$

其中: i 为火焰图像像素点坐标;一阶导数 d'_{g_1} 反映 g_c 与 g_{i_1} 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.然后,采用 Sigmoid 函数对不同阶导数进行非

线性映射捕捉纹理的细微变化,以应对火焰纹理存在的相似性和随机性而提高区分能力.与 Sigmoid 函数相结合的一阶、二阶导数非线性映射计算公式为

$$S_{d_1 g_i} = \frac{1}{1 + e^{\left(\frac{-(g_{i_1} - g_c)}{\beta_1}\right)}}, \quad i = 0, 1, \dots; \quad (6)$$

$$S_{d_2 g_i} = \frac{1}{1 + e^{\left(\frac{-((g_{i_3} - g_{i_2}) - (g_{i_2} - g_{i_1}))}{\beta_2}\right)}}, \quad i = 0, 1, \dots. \quad (7)$$

其中: g_c 为中心顶点的相位值; g_{i_1} 为 g_c 相邻尺度顶点的相位值; $S_{d_1 g_i}$ 为火焰图像相位转换后的一阶导数非线性映射值; g_{i_2} 和 g_{i_3} 为 g_c 相邻尺度顶点的相位值; $S_{d_2 g_i}$ 为转换后的二阶导数非线性映射值; β 如下式定义,为均值:

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

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 $x \times y$ 个像素,即 $x \times y$ 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与二阶导数关系映射为网络节点间的连接权重,并对连接进行方向加权描述2个顶点间纹理方向连续变化以判断顶点特征.其中,用于连接顶点的规则主要考虑如下3点.

1) 考虑1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 、 v_j 与 v_k 间的连接权重定义为 v_i 、 v_j 与 v_k 间的强度差经过导数映射后的值,则其计算如下式所示:

$$w(v_i, v_j)_1 = s_{d_1}(v_i, v_j), \quad (9)$$

$$w(v_i, v_j, v_k)_2 = s_{d_2}(v_i, v_j, v_k). \quad (10)$$

其中: s_{d_1} 、 s_{d_2} 为顶点 v_i 、 v_j 和 v_k 间的一阶导数关系与二阶导数映射关系, $w(v_i, v_j)_1$ 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, 顶点间变化趋势越接近, 相似性越大.

2) 考虑1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)所示, 以顶点 v_i 的八邻域为例, 方向以序列号 l 表示为

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

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 $(w(v_i, v_l)_k, w(v_i, v_{l+8})_k)$, 如下式所示:

$$\begin{aligned} & (w(v_i, v_l)_k, w(v_i, v_{l+8})_k) = \\ & (s_{d_k}(v_l, v_i), s_{d_k}(v_{l+8}, v_i)), k = 1, 2. \end{aligned} \quad (12)$$

3) 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)所示, 箭头指向表示像素由小至大变化, 当中心顶点和邻域顶点由小至大或由大至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. 即当顶点 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, 则 v_l, v_{l+8} 与 v_i 不进行网络连接, 由此定义了 v_i 与周围顶点间的连接方式, 数学表达式如下所示:

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

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

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 $|V| = x \times y \times 3 = n$, 组成集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, 构成边缘 $E = \{a(v_i, v_j)\}$. 叠加3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2个主要步骤. 而分析主要是量化拓扑特征, CN拓扑特征可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, 如下式所示:

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

其中: d_{ij} 为方向参数, 本文设置 $d_{ij} = 0.5$, 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 的方向加权度, 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 $k_d(i)$, 度直方图 $h_d(i)$ 计算如下式所示:

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

其中 $\delta(j, i)$ 由下式定义:

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

网络拓扑统计信息可通过直方图简单明了地表示, 由此分析火焰图像复杂网络的度数直方图可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, 结合一阶导数与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, 这便实现了火焰图像多方向多尺度的不规则纹理描述. 也便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, 与边组合代表整个网络结构, 结合3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度 $k_d(i)$ 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 如下式所示, 融合多层网络信息构成火焰图像DDMCN彩色纹理描述符:

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

其中: k 为阈值; $p_d(n)$ 由度直方图 $h_d(i)$ 计算得出, 即

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

2 火焰图像导数非线性映射方向加权多层复杂网络特征和终点碳含量预测

为了使得提取的彩色纹理特征能够有效区分不同碳含量下的火焰图像, 具有更强的区分能力, 所提

出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和终点碳含量预测的架构如图3所示.

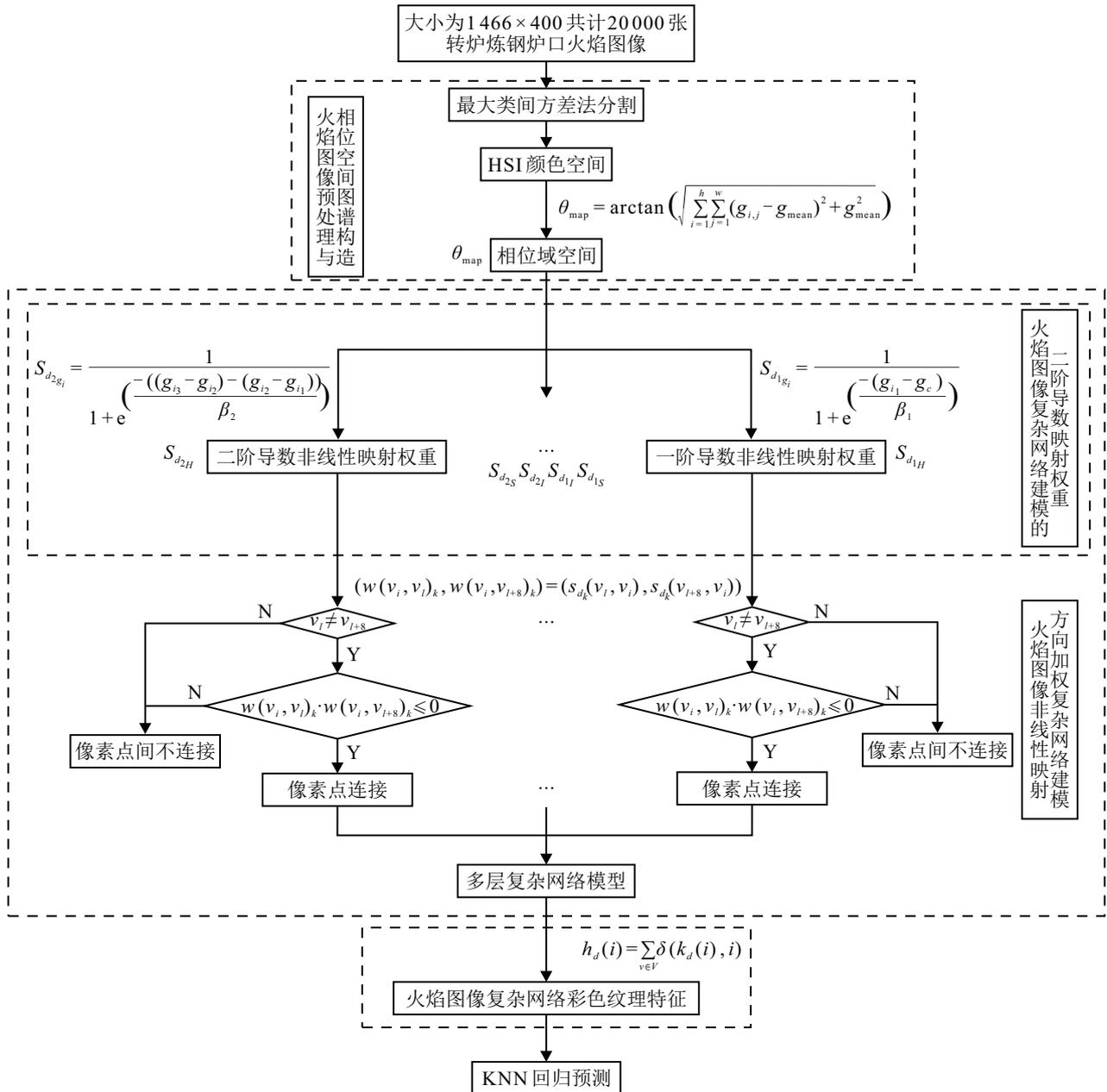


图3 复杂网络图像彩色纹理特征提取架构

3 实验和分析

3.1 实验平台和数据介绍

本文实验环境如下:硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i5-9 300H CPU @ 2.40 GH, GPU : NVIDIA GeForce GTX 1 650, 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2s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和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,本节旨在对比4种转换方式的终点碳含量预测结果,表明进行相位空间转

换的必要性和有效性. 选择在 H 、 S 和 I 颜色通道计算幅值谱、能量谱、熵值谱和所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, 分别如下式所示, 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: $g_{i,j}$ 为块内 (i, j) 处的像素值, h 和 w 分别为局部块的长和宽, A 为计算的幅值, $p(g_{i,j})$ 为块内像素为 $g_{i,j}$ 的统计个数, $P(p(g_{i,j}))$ 表示像素为 $g_{i,j}$ 的统计概率, E 为计算的能量, H 为计算的熵值.

表 1 为分别采用 4 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	误差	误差	误差	误差
	0.01% 内 准确率	0.02% 内 准确率	0.03% 内 准确率	0.04% 内 准确率	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

由表 1 可见, 经过相位转换后碳含量预测准确率远远高于其他 3 种方式. 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 为本节各阈值终点碳含量的预测性能.

表 2 阈值对碳含量预测结果的影响

阈值	误差	误差	误差	误差	误差
	0.01% 内 准确率	0.02% 内 准确率	0.03% 内 准确率	0.04% 内 准确率	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

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. 验证了所提出方法和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.

3.4 与同类算法的性能比较

本节旨在验证 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. 首先, 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^[9,15] 的转炉终点钢水碳含量预测方法进行比较; 然后, 针对彩色纹理提取方法, 与灰度共生矩阵 (gray-level co-occurrence matrix, GLCM)^[16]、Rassem 等^[17] 提出的完整的本地三进制模式描述符 (CLTP)、Alamgir 等^[18] 提出的局部二进制共现模式 (local binary co-occurrence pattern, LBCoP)、Verma 等^[19] 提出的局部极值共现模式 (local extrema co-occurrence pattern, LECoP) 进行比较; 接着, 针对复杂网络方法, 还与 Backes 等^[12] 提出的基于复杂网络的纹理特征提取算法、Scabini 等^[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, 为了全面表明所提出方法的有

效性,还与李超等^[11]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3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100 000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3中简记为GCN.

表3 转炉终点碳含量预测准确率比较

方法	误差	误差	误差	误差	误差
	0.01%内 准确率	0.02%内 准确率	0.03%内 准确率	0.04%内 准确率	0.05%内 准确率
SKEW ^[2]	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

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.本节采用预测精度(误差范围为0.01%~0.05%)、决定系数(R^2)和均方根误差(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,计算如下式所示:

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

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

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

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

其中: \hat{y}_i 为终点碳含量预测值, y_i 为真实值, N 为火焰图像样本数量, T_F 为特征提取时间, T_K 为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为各对比方法在0.01%~0.05%误差范围炼钢终点碳含量预测性能的具体数据.所提出方法在碳含量误差范围为0.01%内准确率为88.99%,在碳含量误差范围为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和随机性影响;而基于卷积神经网络的算法可提取火焰整体特征但是易受炼钢同一炉次炉口边缘信息影响^[15]而泛化性较差;然后, 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,所提出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,验证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,但是前者损失了颜色信息,后者融入颜色信息效果较好.表明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,但是不能很好地描述火焰不规则纹理复杂的变化情况.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为本节各对比方法的 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,所提出方法的 R^2 值为0.89, RMSE值为1.17%,特征提取平均耗时420.00 ms/帧,回归器平均耗时0.71 ms/帧。

由表4可见,所提出方法预测值与真实值拟合程度最优,误差最小,用时合计420.71 ms/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实验

的描述,在不“倒炉”的情况下,检测钢水碳含量的耗时约为1 min/次。所提出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,能够满足实际转炉炼钢吹炼过程实时性要求。

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	1 549.00	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	2 359.75	0.03
MCND ^[20]	0.65	2.50	7 054.99	0.04
IMTBCD ^[11]	0.84	1.44	2 311.84	2.78
本文方法	0.89	1.17	420.00	0.71

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络彩色纹理描述符,总结如下。

1) 将火焰图像通过所提出方法映射至相位空间,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。

所提出方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,而导数非线性映射与复杂网络相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. Variable selection based BOF endpoint prediction model[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(6): 903-907.
(Xie S M, Tao J, Chai T Y. BOF steelmaking endpoint control based on neural network[J]. Control Theory & Applications, 2003, 20(6): 903-907.)

[3] 赵多祯. 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 prediction of converter endpoint based on image processing[D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science & 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(3): 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 & Technology: Natural Science Edition, 2014, 29(3): 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 Scientific 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]. The 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference. Orlando, 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. Qingdao, 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. Estimate blowing final

- point by analysing texture features of top-blowing BOF vessel mouth flame[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[DB/OL]. (2021-04-29) [2021-12-15]. <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[DB/OL]. (2021-04-29) [2021-12-15]. <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: A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2010, 19(2): 533-544.
- [14] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, 2005: 886-893.
- [15] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J/OL]. 2014, arXiv: 1409.1556.
- [16] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, 3(6): 610-621.
- [17] Rassem T H, Mohammed M F, Khoo B E, et al. Performance evaluation of completed local ternary patterns for medical, scene and event image categorisation[C]. *The 4th International Conference on Software Engineering and Computer Systems*. Kuantan, 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 S, Condori R H M, 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(1): 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(1): 32-37.)

作者简介

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

刘辉(1984—), 男, 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, 工程师, 从事图像处理、工业信息处理的研究, E-mail: 357319154@qq.com;

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