

基于火焰图像显著区域特征学习与分类器融合的回转窑烧结工况识别

周晓杰[†], 蔡元强, 夏克江, 富月

(东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110004)

摘要: 提出一种基于火焰图像分析回转窑烧结工况的新方法. 针对现有方法难以提取具有区分性和鲁棒性局部形态特征的问题, 并考虑到各显著区域图像数据具有不同的统计特性, 首先采用卷积独立子空间分析网络的方法逐层学习复杂性递增的各显著区域局部形态特征; 然后采用单词包模型学习各显著区域全局形态特征; 最后, 采用基于随机向量函数连接网络和模糊积分的方法设计集成分类器. 实验结果表明了所提出方法可以提高工况的识别精度.

关键词: 烧成状态识别; 深度学习; 特征提取; 独立子空间分析; 集成分类器

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Burning state recognition for rotary kiln sintering process based on burning salient zone image feature learning and classifiers fusion

ZHOU Xiao-jie[†], CAI Yuan-qiang, XIA Ke-jiang, FU Yue

(State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: A novel burning state recognition method for rotary kilns is proposed. The existing methods are incompetent to extract distinguished and robust local shape features. As the data in each region of interest have different statistical properties, the convolutional independent subspace analysis networks are applied to extract local shape features of increasing complexity layer by layer from all the regions of interest firstly. Then, the bag of words model is used to extract global shape features. Finally, an integrated classifier based on random vector functional-link networks and fuzzy integral is designed. Experimental results show that the proposed method can improve the recognition accuracy of the burning states.

Keywords: burning state recognition; deep learning; feature extraction; independent subspace analysis; integrated classifier

0 引言

回转窑作为一种大型烧结设备被广泛应用于冶金、水泥、化工和环保等领域, 其烧结过程工艺流程如图1所示. 生料浆由窑尾被喷入回转窑, 煤粉从窑头由鼓风机送来的一次风喷入窑内, 并与由冷却机吸入的二次风一起燃烧, 产生的烟气与生料浆逆向而行, 生料浆经过烘干、预热、分解、烧成、冷却带, 生成最终产物——熟料. 回转窑烧结过程的主要控制目标是保证熟料质量合格且一致.

回转窑烧成带温度是决定熟料质量的最关键工艺参数^[1-2], 然而由于窑体的旋转加之窑内恶劣的环境, 尚无法实现烧成带温度的精确测量. 目前, 烧成带温度的测量和估计方法主要有3种: 1) 在窑头前安装

非接触式的红外或光纤比色测温仪测量烧成带温度, 实际只能检测到烧成带与冷却带之间物料的温度, 且窑内烟雾及粉尘干扰造成测量误差较大; 2) 采用回转窑过程其他可检测的过程变量, 如窑主电机转矩、窑头、窑尾温度、NO_x含量等, 对烧成带温度变化趋势进行软测量估计^[3]; 3) 采用火焰图像分析方法对烧成带烧结状态进行识别, 以此作为反馈信号进行控制. 烧成带图像通常蕴含丰富的温度场和熟料烧结信息, 研究基于图像分析的烧结工况识别方法有望成为解决回转窑控制与优化中检测难题的一种有效手段.

现有文献大多是基于图像分割的方法^[4]. 首先通过分割获得感兴趣区域, 然后提取相关特征进行识别. 但由于采集的回转窑烧成带图像噪声干扰较大并

收稿日期: 2015-10-10; 修回日期: 2016-01-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273177, 61573090, 61573364).

作者简介: 周晓杰(1971—), 女, 副教授, 博士, 从事复杂工业过程建模、数据挖掘与机器学习等研究; 蔡元强(1990—), 男, 硕士生, 从事机器学习与图像识别的研究.

[†]通信作者. E-mail: xjzhou@mail.neu.edu.cn

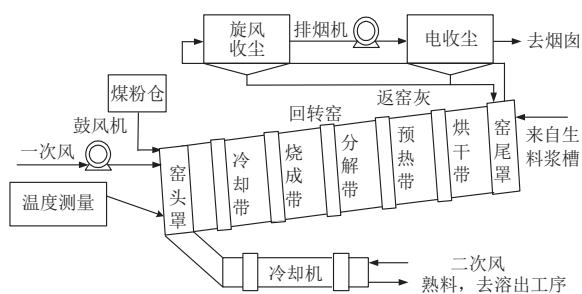


图1 回转窑烧制过程工艺流程简图

且感兴趣区域之间存在很强的耦合,往往造成难以对图像进行有效分割,导致难以提取有效特征实现准确识别.对此,文献[5]采用不对图像进行分割的方法,即利用多变量图像分析提取回转窑图像的色彩特征,利用主成分分析提取图像的全局形态特征,利用尺度不变特征转换(SIFT)^[6]提取局部形态特征,然后基于上述多源特征分别建立子分类器并加以决策融合,提高了工况识别精度.但研究发现,对于回转窑的欠烧或过烧工况图像,由于图像形态轮廓较为模糊,基于SIFT的方法往往难以提取具有区分性和鲁棒的局部形态特征,仍然无法满足识别要求.

近年来,深度学习(DL)理论与方法随着人们对生物视皮层神经认知机理^[7-8]的逐步深入认识而得以发展.研究发现,生物视皮层有较深的结构,具有通用的学习机制:首先学习稍简单的特征或概念;然后逐级学习组合成逐级递增复杂的特征或抽象.随着无监督学习结合监督学习的学习机制和高性能计算技术的发展,深度学习方法在大规模实际图像特征表达学习问题上得以实现和应用^[9].深度学习方法扩展了传统的基于人工经验设计的特征提取方法,如SIFT等,提高了特征表达模型的实际问题适用性和鲁棒性.

针对现有特征提取方法难以提取具有区分性和鲁棒性形态特征的问题,本文将视皮层认知计算理论与深度学习方法应用于回转窑烧制工况识别问题,提出一种基于火焰图像显著区域特征学习与分类器融合的回转窑烧制工况识别方法.该方法由图像预处

理、基于深度学习、独立子空间分析(ISA)^[10]、单词包模型(BoW)^[11]的形态特征提取方法和多显著区域集成分类器方法组成.所采用的特征提取方法是一种无监督的学习方法,与卷积神经网络等监督学习方法相比具有较高的学习效率,并可以学习得到具有区分性和不变性的稀疏特征表达.

1 基于火焰图像显著区域特征学习与分类器融合的回转窑烧制工况识别方法

回转窑烧制工况通常分为3个典型状态:正烧、过烧和欠烧状态.欠烧状态和过烧状态时窑内温度或过低或过高,熟料烧结反应或不完全或出现过多液相易损坏窑内衬,产生的熟料溶出率低;只有在“正烧状态”烧成带温度满足物料烧结反应温度时,生产的熟料才符合质量要求.熟料烧制工况通常可以通过图像的火焰区域、物料区域和黑把子区域不同特征加以判断:当火焰区域发亮且面积较大,物料区域颗粒粗大时,一般为“过烧态”;当火焰区域黯淡且面积较小时,物理颗粒细小,一般为“欠烧态”;当火焰区域发红,物料颗粒大小均匀,一般为“正烧态”.

本文的基于火焰图像显著区域特征学习与分类器融合的工况识别方法总体框架如图2所示,该方法由图像预处理方法、特征提取方法和分类器设计方法3部分组成.

1) 图像预处理主要包括显著区域划分、图像块抽取和图像块降维去噪3部分.深度学习在应用到大规模图像特征学习问题时训练代价很高,因此有必要去除背景等冗余信息,尽可能减小图像规模.另外,各显著区域图像数据具有不同统计特性,如果针对不同显著区域分别进行学习将更有利于高效率获取有区分性的特征.但由于烧成带图像区域耦合严重,噪声干扰大,现有的图像分割方法很难分割出有效的显著区域.本文根据图像中各显著区域位置相对固定不变,并参照优秀看火员在判别回转窑烧制工况时的经验方法,直接将烧成带图像划分为3个显著区域:黑把

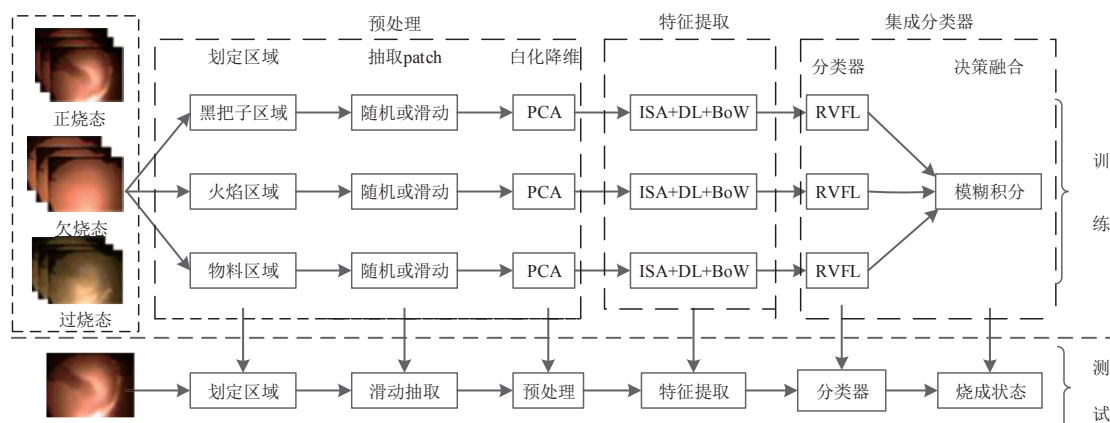


图2 基于火焰图像显著区域特征学习与分类器融合的回转窑烧制工况识别方法

子区域(煤粉区域)、火焰区域和物料区域,即指定3个显著区域所在的矩形窗范围.这种划分可以相对粗略,应用到不同的回转窑时需要根据图像具体情况划分范围,有所调整.基于视皮层信息处理的分层性和神经元局部感受野逐层相应扩大的机理,从划分的3个显著区域样本中分别在随机位置抽取一定数量的递增尺寸的图像块,构造用于逐层学习局部形态特征模型的样本集.每个图像块须移除DC分量,图像块像素灰度值变量之间存在很大的相关性,因此,需要对图像块数据进行去相关的白化处理.本文应用主成分分析方法(PCA)达到白化的目的,同时可对数据进行维数约减.

2) 显著区域特征提取方法由深度学习、独立子空间分析和单词包模型组成.采用基于深度学习、独立子空间分析的方法,从递增尺寸的图像块样本集中逐层无监督地学习具有一定选择性和不变性的局部形态特征表达.构造各显著区域局部特征样本集,使用单词包模型以进一步降低特征维数,学习有效的全局形态特征表达.

3) 采用基于随机向量函数连接网络(RVFL)^[12]与模糊积分^[13]的集成分类器设计方法.为了避免特征级融合时出现的“维数灾”现象,将上述各显著区域特征提取模型应用于图像各显著区域,分别得到各显著区域图像特征,构建各显著区域分类器学习样本集.采用随机向量函数连接网络分类器设计各显著区域子分类器.使用模糊积分的方法对3个显著区域的子分类器结果进行决策级融合,得到最终的工况结果.

2 基于卷积独立子空间分析网络和单词包模型的各显著区域的特征提取方法

独立子空间分析(ISA)是一种生物激励的学习算法,是独立成分分析(ICA)的一种拓展.ISA与ICA不同之处是ISA设计具有一个关于子空间的特殊结构,同一子空间中的成分是不相关的,不同的子空间的成分则是相互独立的.这样,ISA就可以应用于源信号成分不满足严格独立条件的情况^[4].基于上述原理,ISA可以无监督地从图像块样本集中学习到具有一定选择性和不变性的形态特征表达.同一子空间中的成分具有相似的方向和频率以及较大差异的相位,而不同的子空间则具有不同方向和频率的成分,可以有效地模拟生物视觉系统的V1区域简单细胞和复杂细胞感受野的层次化响应模式^[15].因此,本文采用ISA方法学习各显著区域的局部形态特征表达.

基于视皮层信息处理的分层性和神经元局部感受野逐层相应扩大的机理,本文采用基于深度学习、独立子空间分析的方法,从递增尺寸的图像块样本集中逐层无监督地学习具有一定选择性和不变性的局

部形态特征表达,进而建立单词包模型学习显著区域图像的全局形态特征表达.

ISA模型可以用图3所示的神经网络结构图等价表示.第1层神经元和第2层神经元的非线性激活函数分别为平方和平方根函数,第1层单元权值矩阵 \mathbf{W} 可以通过学习求得,第2层单元的权值 \mathbf{H} 为给定的矩阵,用以表示第1层神经元的子空间结构.

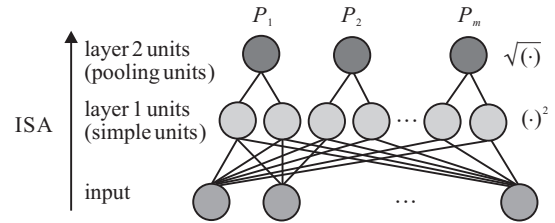


图3 独立子空间分析模型(ISA)的神经网络结构

给定白化的输入向量数据 $\{z^t \in \mathbf{R}^n\}_{t=1}^T$ 、子空间维数 d' 及第2层pooling元的数目 m ($m \cdot d' = n$),则第2层第 i 单元的激活函数可定义为^[10]

$$P_i(z^t; \mathbf{W}, \mathbf{H}) = \sqrt{\sum_{k=d' \cdot i - d' + 1}^{d' \cdot i} H_{ik} \left(\sum_{j=1}^n W_{kj} z_j^t \right)^2}. \quad (1)$$

求解 \mathbf{W} 的优化问题如下:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{W}} \quad & \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^m P_i(z^t; \mathbf{W}, \mathbf{H}), \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{W}\mathbf{W}^T = \mathbf{I}. \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是连接输入数据与第1层单元的权重, $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{m \times m d'}$ 是连接第1层单元与第2层单元的固定权重.正交约束是为了保证所提取的特征是不相关的.

根据视皮层信息处理的分层性和神经元局部感受野逐层相应扩大的机理,将ISA算法应用于大规模图像的特征提取时,可以参照卷积神经网络的深度学习结构设计多层卷积ISA网络.多层卷积ISA网络的每一层都由若干基本的ISA网络构成,基本ISA网络的感受野尺寸逐层递增.上一层ISA网络与下一层ISA网络之间需要有卷积和pooling的过程,这样的结构能够从图像中逐层提取从简单到复杂的具有一定选择性和不变性的局部形态特征乃至全局形态特征.为了提高网络的学习效率,多层卷积ISA网络的学习采用逐层训练的方式:当第1层ISA网络基于白化的输入向量数据学到后,应用其在更大尺寸的图像块数据上做卷积滤波,卷积滤波结果随后通过一个pooling过程,可以采用PCA进行白化与降维处理,进而作为上一层ISA网络学习的输入.由于ISA模型是一种无监督的学习方法,与卷积神经网络等监督学习方法相比具有较高的学习效率,并可以学习得到具有区分性和不变性的稀疏特征表达.

采用上述方法得到各个显著区域的局部形态特征之后,利用单词包模型^[11]得到维数进一步降低的全局形态特征.其基本步骤是:首先,对从图像样本集中采用ISA网络提取的局部特征使用K-均值聚类算法进行无监督聚类,将聚类中心整合成标准单词;然后,把高维图像局部特征量化成易处理的、离散的、具有全局特性的单词本.

3 显著区域子分类器设计及子分类器融合策略

3.1 显著区域子分类器设计

RVFL网络^[12]是由Pao和Takefuji提出的,可以认为它是具有随机权值的前馈神经网络的扩展.RVFL网络的特点就是输入层到隐藏层的权值是随机给定的,而且网络的输出层的权值能够由如下最小二乘回归确定:

$$\mathbf{W} = \arg \min \sum_{i=1}^{n_{tr}} \|\mathbf{r}_i^T \mathbf{W} - \mathbf{y}_i\|_2^2. \quad (3)$$

其中: $\mathbf{r}_i = [r_{i,1}, \dots, r_{i,n_h}]^T$ 为隐藏层的输出向量, n_h 为隐层神经元的数目, n_{tr} 为训练样本数目. 隐层节点的激活函数采用sigmoid函数.

3.2 基于模糊积分的决策融合方法

基于模糊集理论的模糊积分方法利用非负单调的模糊测度来定义加权值,综合考虑了多个分类器在融合系统中的重要程度,通过综合考虑客观证据与人的主观评判,将主客观之间的信息进行最佳的匹配,由此获得问题的最优解^[13].

Sugeno^[13]利用模糊测度的概念提出了模糊积分方法,具体为:假设 \tilde{X} 是一个非空集合, \tilde{h} 是 \tilde{X} 在 $[0, 1]$ 的非负可测函数, g 是 \tilde{X} 上的模糊测度, $\tilde{A} \subset \tilde{X}$, 则 \tilde{h} 关于模糊测度 g 在集合 \tilde{A} 上的 Sugeno 模糊积分定义为

$$\int_{\tilde{A}} \tilde{h}(\tilde{x}) \cdot g(\cdot) = \sup_{\alpha \in [0,1]} [\alpha \wedge g(\tilde{A} \cap F_\alpha)] = \sup_{\tilde{E} \subset \tilde{X}} [\inf_{\tilde{x} \in \tilde{E}} \tilde{h}(\tilde{x}) \wedge g(\tilde{A} \cap \tilde{E})], \quad (4)$$

其中 $F_\alpha = \{\tilde{x} | \tilde{h}(\tilde{x}) \geq \alpha\}$.

假设 $\{\tilde{C}_1, \tilde{C}_2, \dots, \tilde{C}_{N_c}\}$ 是 N_c 个目标类别集合, $\tilde{X} = \{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{m'}\}$ 是 m' 个分类器集合, $\mathbf{O}_{\tilde{k}}$ 是第 \tilde{k} 个被识别目标的特征向量. $\mathbf{O}_{\tilde{k}}$ 经过各个分类器识别后,可以给出的一个决策样板中的决策剖面矩阵. 本文中的 $N_c = 3$, 分别对应于过烧结、正烧结和欠烧结3种状态; $m' = 3$ 对应于3个显著区域的子分类器. 于是决策剖面矩阵 $\text{DP}(\mathbf{O}_{\tilde{k}})$ 为

$$\text{DP}(\mathbf{O}_{\tilde{k}}) = \begin{bmatrix} \tilde{h}_{11}^k & \tilde{h}_{12}^k & \tilde{h}_{13}^k \\ \tilde{h}_{21}^k & \tilde{h}_{22}^k & \tilde{h}_{23}^k \\ \tilde{h}_{31}^k & \tilde{h}_{32}^k & \tilde{h}_{33}^k \end{bmatrix}, \quad (5)$$

其中 \tilde{h}_{ij}^k 表示分类器 \tilde{x}_i 将样本 $\mathbf{O}_{\tilde{k}}$ 分到类别 \tilde{C}_j 的确定程度, 亦即 \tilde{x}_i 对 $\mathbf{O}_{\tilde{k}}$ 属于 \tilde{C}_j 的客观估计. 模糊积分将分类器对 $\mathbf{O}_{\tilde{k}}$ 属于 \tilde{C}_j 的客观估计和分类器的可信程度进行融合, 得到的积分值即为系统对 $\mathbf{O}_{\tilde{k}}$ 属于 \tilde{C}_j 的总客观估计. 选取最大积分值所对应的类别作为系统对 $\mathbf{O}_{\tilde{k}}$ 的判别类别.

4 实验研究

4.1 数据描述

为了验证本文方法的可行性, 从某铝厂3号回转窑采集了各种工况条件下的烧成带火焰图像. 一台彩色CCD摄像机(Panasonic WV-CP450)安装于窑头的看火孔前. 由图像采集卡采集数字图像的尺寸为 384×288 , 采样周期为10s一次. 共计240幅典型烧成带火焰图像, 包括90幅过烧态图像、100幅欠烧态图像和50幅正烧态图像被选取构建样本集合. 首先划定图像各显著区域, 设定黑把子区域的位置坐标为 $[(101, 94), (101, 233), (180, 94), (180, 233)]$, 得到的黑把子区域大小为 79×139 ; 火焰区域的位置坐标为 $[(96, 183), (96, 275), (227, 183), (227, 275)]$, 得到的火焰区域大小为 132×93 ; 物料区域的位置坐标为 $[(209, 163), (209, 296), (288, 163), (288, 196)]$, 得到的物料区域大小为 80×134 . 3种显著区域经过划定后如图4所示. 通过观察划定后的显著区域图像可以看出, 不同烧结工况的各显著区域有着明显的不同.

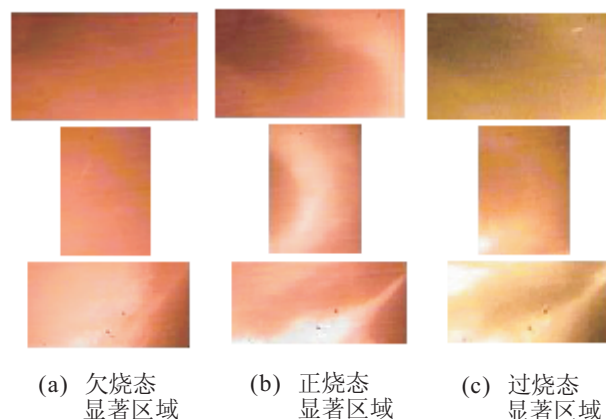


图4 不同烧结工况显著区域图像

4.2 模型选择

为了保证获得较好的模型泛化性能, 模型选择即模型结构参数的选择是建模过程中必须考虑的问题. 本文方法涉及的模型结构参数主要包括: 深度学习多层卷积独立子空间分析网络层数 l' ; 每一层网络学习所需的图像块尺寸大小 q_i ; 每一层输入数据维度约减维数 m_i ; 每一层独立子空间维数 $d_i' \in \{2, 4, 6, 8\}$; 卷积步长 $s'_{tr} \in \{2, 4\}$; 单词本模型聚类中心数目 $\hat{k} \in [10, 200]$; 随机向量函数连接网络的隐层节点数目 $n_h \in [1, 200]$. 本文根据输入数据得到的特

征谱和方差贡献率来选择每一层输入数据维度约减维数 m_i ; 对于其他结构参数, 本文采用自助法与网格搜索相结合的方式进行了最优选择. 分类误差的自助法估计采用“0.632估计子”^[16]. 通过把多维参数空间离散化为一个参数网格空间, 然后在参数网格空间中进行完全网格搜索来寻找自助法分类误差最小的参数组合.

4.3 实验结果分析

在局部形态特征提取模型学习阶段, 根据输入数据得到的特征谱和方差贡献率确定维度约减的维数 $m_1 = 100$, $m_2 = 64$. 采用实验次数 $B = 100$ 的自助法实验分别优选一层卷积网络和两层卷积网络结构参数. 以两层卷积网络为例, 抽取的图像块尺寸分别为 $q_1 = 16$ 和 $q_2 = 20$, 随机抽取的图像块数目为 50 000. 子空间维数 $d'_1 = d'_2 = 2$, 卷积步长 $s'_{tr} = 4$. 使用上述结构参数和数据训练两层卷积 ISA 网络, 能够得到针对不同显著区域的两层 ISA 网络, 其中, 第 1 层 ISA 网络中的某一个子空间权重向量(也称特征检测器或滤波器)可视化结果如图 5 所示.



(a) 黑把子区域 (b) 火焰区域 (c) 物料区域

图 5 利用显著区域图像块学习到的第 1 层 ISA 网络某个子空间权重向量可视化

从图 5 中可以观察到这些滤波器具有不同的位置、频率和方向选择性, 并且在相同的子空间内具有相似的特性, 说明相同的子空间能够获得具有不变性的特征, 同时也说明了不同子空间对应的 pooling 神经元具有不同的感受野, 同一子空间下的简单神经元具有相似的感受野. 多层卷积 ISA 网络中的神经元的感受野大小逐层递增, 感受野的形态复杂性也逐层递增.

表 1 给出了不同网络层数得出的烧结工况识别结果. 由表 1 可以看出, 当只利用一层 ISA 网络提取的特征进行烧结工况识别时, 比利用两层 ISA 网络提取的特征得到的识别精度低, 说明两层 ISA 网络确实能够提取出更有区分性和不变性的高层特征. 后面的比较实验中均采用两层卷积 ISA 网络进行特征提取.

表 1 不同网络层数得出的烧结工况识别结果

网络层数	显著区域	分类精度
$l' = 1$	黑把子区域	87.21 ± 1.1
	火焰区域	88.01 ± 2.0
	物料区域	86.96 ± 1.5
$l' = 2$	黑把子区域	92.03 ± 1.3
	火焰区域	93.71 ± 1.7
	物料区域	93.49 ± 1.6

表 2 给出了采用 SIFT 方法和采用本文卷积 ISA 方法分别在划分显著区域和不划分显著区域的整幅图像进行局部特征提取的仿真对比实验结果. 其中各种实验下都分别通过自助法和网格搜索对单词本模型的单词数目和 RVFL 分类器的隐层节点数目进行了优选, 从而控制了模型复杂度, 防止出现过拟合, 获得各自方法较好的泛化性能. 具体分析如下.

表 2 各方法的烧结工况识别结果

方法	隐层节点 n_h	单词数 \hat{k}	分类精度
整幅 SIFT	68	200	86.13 ± 1.1
黑把子 SIFT	52	72	51.86 ± 1.8
火焰 SIFT	45	76	52.32 ± 1.5
物料 SIFT	52	82	54.01 ± 1.4
整幅 ISA	49	190	82.76 ± 1.5
黑把子 ISA	50	192	92.03 ± 1.3
火焰 ISA	52	195	93.71 ± 1.7
物料 ISA	45	190	93.49 ± 1.6
分区融合 ISA	—	—	94.21 ± 1.2

1) 整幅图像进行仿真实验时, SIFT 方法比 ISA 方法要好, 这是因为在整幅图像上轮廓往往较为清晰(但欠烧态图像轮廓很模糊), SIFT 能够有针对性地提取轮廓的一些局部形态特征, 进而通过单词包更好地刻画全局形态特征; 而 ISA 方法属于稠密特征提取方法, 提取的局部特征较多, 但对于轮廓特征没有特别的针对性, 而且由于两层 ISA 网络学习复杂局部形态特征的能力尚有限, 导致单词包方法不能更好地提取全局形态特征, 更多层 ISA 网络则有希望改善这个问题.

2) 基于分区域的 SIFT 方法比基于整幅图像的 SIFT 方法的效果要差很多, 主要是由于分区域后的图像尺寸变小, 轮廓不明显, 导致 SIFT 提取的关键点很少或者没有关键点. 基于分区域的 ISA 方法比基于整幅图像的 ISA 方法和 SIFT 方法效果都好, 也说明了基于显著区域提取特征方法的有效性. 分区域融合的 ISA 方法在分类实验中具有最好的分类精度, 说明划分区域确实能够提高分类性能.

3) 在本文给定的实验条件下, 训练两层 ISA 特征模型时间为 10 min, 但 SIFT 方法可以不用训练. 因此, 卷积 ISA 方法的训练代价相对要高. 针对一幅火焰图像, 采用 SIFT 方法和卷积 ISA 方法提取特征及分类时的运行时间都较快, 仅为几秒, 可以保证实时性.

5 结 论

本文探讨了应用深度学习的方法提取回转窑火焰图像局部特征的可行性. 实验结果表明, 卷积 ISA 网络能够提取逐层递增复杂的局部形态特征, 基于样本学习的特征表达模型更适合刻画所应用问题图像的统计特性, 相比于 SIFT 方法更具有鲁棒性, 该局

部特征提取方法提高了分类精度. 下一步将尝试学习 3 层或者更多层卷积 ISA 网络, 分析高层特征特性, 并进一步探究算法中的各个结构参数对特征学习的影响.

参考文献(References)

- [1] Järvensivu M, Saari K, Jämsä-Jounela S L. Intelligent control system of an industrial lime kiln process[J]. *Control Engineering Practice*, 2001, 9(6): 589-606.
- [2] Zhou X J, Chai T Y. Pattern-based hybrid intelligent control for rotary kiln process[C]. *IEEE Int Conf on Control Applications*. Singapore, 2007: 31-35.
- [3] Zhang X G, Zhang J, Chen H. The application of data fusion based on fuzzy theory in temperature judgement of rotary kiln[C]. *The 3rd World IEEE Congress on Intelligent Control and Automation*. Hefei, 2000: 1730-1733.
- [4] Jiang H Y, Cui X L, Zhou X J, et al. Image segmentation based on improved dual fast marching method[J]. *J of Systems Simulation*, 2008, 3(20): 803-810.
- [5] Li W T, Wang D H, Chai T Y. Flame image-based burning state recognition for sintering process of rotary kiln using heterogeneous features and fuzzy integral[J]. *IEEE Trans on Industrial Informatics*, 2012, 8(4): 780-790.
- [6] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *Int J of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] Krüger N, Janssen P, Kalkan S, et al. Deep hierarchies in the primate visual cortex: What can we learn for computer vision?[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(8): 1847-1871.
- [8] Jhuang H, Serre T, Wolf L, et al. A biologically inspired system for action recognition[C]. *IEEE Int Conf on Computer Vision*. Rio de Janeiro, 2007: 1-8.
- [9] Bengio Y, Courville A, Vincent P. Representation learning: A review and new perspectives[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(8): 1798-1828.
- [10] Le Q V, Zou W Y, Yeung S Y, et al. Learning hierarchical invariant spatio-temporal features for action recognition with independent subspace analysis[C]. *IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, 2011: 3361-3368.
- [11] Csorka G, Bray C, Dance C, et al. Visual categorization with bags of keypoints[C]. *Workshop on Statistical Learning in Computer Vision, ECCV*. Prague, 2004: 1-22.
- [12] Pao Y H, Takefuji Y. Functional-link net computing: Theory, system architecture and functionalities[J]. *Computer*, 1992, 25(5): 76-79.
- [13] Sugeno M. Fuzzy measures and fuzzy integrals: A survey[C]. *Fuzzy Automata and Decision Processes*. Amsterdam, 1977: 89-102.
- [14] Lathauwer D, Moor L D, Vandewalle B. An introduction to independent component analysis[J]. *J of Chemometrics*, 2000, 14(3): 123-149.
- [15] Hyvärinen A, Karhunen J, Oja E. Independent component analysis[M]. New York: John Wiley Sons, Inc. 2004: 391-405.
- [16] Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction[M]. 2nd ed. New York: Springer, 2009: 249-254.

(责任编辑: 李君玲)

下 期 要 目

- 基于回收产品质量水平的闭环供应链渠道选择模型 周雄伟, 等
- 不确定经济环境下基于 EVA 的鲁棒供应链网络设计模型 邱若臻, 等
- 需求点随机的分批配送 VRP 模型与算法研究 石建力, 等
- 切换系统 H_-/H_∞ 异步切换故障检测滤波器设计 王佳伟, 等
- 高超声速飞行器输入受限反演鲁棒控制 王鹏飞, 等
- 基于分布式压缩感知的联合检测与跟踪算法 刘 静, 等
- 具有广义正则化与遗忘机制的在线贯序超限学习机 郭 威, 等
- 基于椭圆模型的无线传感器网络源位置隐私保护算法 白乐强, 等