

控制与决策

Control and Decision

基于图像随机分布模型的电熔镁炉工况识别

蒋鹏, 卢绍文, 李明杰, 赵楷文

引用本文:

蒋鹏, 卢绍文, 李明杰, 等. 基于图像随机分布模型的电熔镁炉工况识别[J]. 控制与决策, 2021, 36(11): 2735–2742.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0570>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

工业信息物理系统安全风险动态表现分析量化评估模型

Quantitative evaluation model for dynamic performance analysis of security risk in industrial cyber physics systems

控制与决策. 2021, 36(8): 1939–1946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1479>

基于视觉引导多AGV系统的改进A*路径规划算法

Improved A* path planning algorithm for vision-guided multi-AGV system

控制与决策. 2021, 36(8): 1881–1890 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1670>

基于动态蚁群劳动分工模型的多AUV任务分配方法

A multi-AUV dynamic task allocation method based on antcolony labor division model

控制与决策. 2021, 36(8): 1911–1919 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1312>

具有动态弹性稀疏表示的鲁棒目标跟踪算法

Dynamic elastic net sparse representation robust visual tracking

控制与决策. 2021, 36(11): 2674–2682 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0865>

基于周期动态事件触发的网络化切换系统的分析与控制

The anlysis and control for networked switched systems based on periodic event-trigger

控制与决策. 2021, 36(10): 2467–2474 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0281>

基于图像随机分布模型的电熔镁炉工况识别

蒋 鹏, 卢绍文[†], 李明杰, 赵楷文

(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: 电熔镁炉制备电熔镁砂的工艺过程中, 会交替出现正常熔炼、加料和欠烧等多种不同工况, 其中, 欠烧工况分辨难度最大且最为关键. 目前, 欠烧工况的识别主要依靠人工经验完成, 这种方式的准确性取决于人的经验水平和生理状态, 且工人劳动强度大, 存在容易漏检误检的问题. 对此, 依据不同工况下炉口火焰图像中具有动态特征, 提出一种基于 B 样条 (B-spline) 动态网络动态特性的工况识别技术. 首先, 建立炉口火焰的线性动态系统模型来刻画系统的动态特性; 然后, 设计基于子空间主要角度的核函数来度量火焰动态模型相似度. 对比实验表明, 所设计的基于 B-spline 动态网络动态特性的工况识别技术具有更好的分类精度和更高的效率.

关键词: 电熔镁炉; B 样条动态网络; 工况识别; 动态模型; 线性动态系统; 核函数

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0570

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 蒋鹏, 卢绍文, 李明杰, 等. 基于图像随机分布模型的电熔镁炉工况识别 [J]. 控制与决策, 2021, 36(11): 2735-2742.

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

JIANG Peng, LU Shao-wen[†], LI Ming-jie, ZHAO Kai-wen

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

Abstract: In the process of preparing fused magnesia in fused magnesium furnace, different working conditions such as smelting condition, feeding condition and semi-fused condition alternately occur. Among them, semi-fused condition is the most difficult and critical to distinguish. At present, the identification of semi-fused conditions mainly depends on manual experience. The accuracy of this method depends on the experience level and physiological state of workers, in addition, the labor intensity of the workers is high and it is easy to miss detection and misdetect. Therefore, based on the dynamic characteristics of the furnace flame image under different working conditions, this paper proposes a working condition recognition technology based on the dynamic characteristics of the B-spline dynamic network. Firstly the linear dynamic system model of the furnace flame is established to describe the dynamic characteristics of the system. Then, the kernel function based on subspace principal angles is designed to measure the similarity of the flame dynamic models. The comparison experiment shows that the design of the working condition recognition technology based on the dynamic characteristics of the B-Spline dynamic network has the better classification accuracy and higher efficiency.

Keywords: fused magnesium furnace; B-spline network; working conditions recognition; dynamic models; linear dynamic system; kernel function

0 引 言

电熔镁砂作为一种耐火材料, 具有高纯度、高熔点、结构致密的特点, 因此, 其在冶金、玻璃制造和水泥生产等重要的工业行业中具有重大的应用价值^[1]. 目前, 在电熔镁砂生产行业中, 电熔法是使用最广的方法, 其主要是通过电熔镁炉高温煅烧熔炼菱镁矿

石, 最终生产出电熔镁砂.

在生产过程中, 电熔镁炉的状态主要分为以下几种工况: 起炉、熔炼、加料和欠烧. 其中, 熔炼工况是生产过程中最重要但也最容易发生异常的工况, 而欠烧是最常出现的异常工况. 在欠烧发生初期, 通过及时干预可以避免炉壁被烧穿, 但如果处理不及时, 则

收稿日期: 2020-05-14; 修回日期: 2020-09-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61833004, 61991404); 中国博士后科学基金项目(2020M670779).

责任编委: 高会军.

[†]通讯作者. E-mail: lusw@mail.neu.edu.cn.

会导致设备损坏甚至影响人员安全^[2]。目前,在电熔镁炉的工业现场,人工判断依旧是工况识别的主要手段,即操作员全天候巡检,通过肉眼观察来识别判断工况。这样就导致操作员的工作强度极大,加之工业现场的环境恶劣、工况识别难度大,因此,电熔镁炉工况识别亟待智能识别技术来解决这些问题。

目前,基于电熔镁炉的电流特征和图像特征,工况智能识别技术已发展出两类方法。

一类方法是基于电流特征的智能识别技术。例如,文献[3-7]利用操作员丰富的现场识别经验,以及镁炉三相电极电流值的波动特征,提出了不同的工况判断规则,再通过这些规则可以推理识别出电熔镁炉工况。但是,这类方法存在规则获取困难、规则难以泛化和对人工经验依赖度高的问题^[8]。并且,由于工业现场环境复杂,电流变化的诱因很多且难以确定,仅仅根据电流特征来判断工况存在较大误差,该方法更适合作为辅助识别条件。

另一类是基于火焰图像的智能识别技术。因为工业现场的操作员根据炉口火焰特征识别工况,所以基于图像的识别技术是可行的。例如,文献[9-10]提出了通过炉口火焰图像提取火焰静态特征信息来识别镁炉工况的方法。该方法充分提取了图像中蕴含的火焰特征信息。但是,由于这类方法主要利用的是图像的静态信息,缺乏火焰变化时图像之间的动态信息,使得工况识别的精度并不高^[9]。文献[11]提出一种基于卷积循环神经网络的电熔镁炉异常工况诊断方法。该方法充分提取了电熔镁炉炉壳的视频信号的动静态信息以实现异常工况的诊断。但是,电熔镁炉炉壳出现异常时,氧化镁炉的欠烧程度已经对镁炉产生了影响,容易造成安全隐患,此时,选择炉口火焰更能保证安全性。鉴于此,文献[12]提出将炉口火焰的纹理变化视为动态系统,将图像序列的时序动态特征与图像特征相融合,通过建立基于火焰动态纹理的生成式模型来判断工况。但是该方法的图像处理过程复杂,运算量大,耗时长,并且对熔炼和欠烧过程的分类并不令人满意。鉴于此,本文采用B-spline动态网络建立炉口火焰图像的随机特性模型,进而在模型距离的度量空间中建立欠烧工况的核分类器模型。

B-spline动态网络是实现随机系统误差检测和故障诊断(fault detection and diagnosis, FDD)的重要工具。文献[13-15]采用该方法设计基于观测器的故障检测算法,但也存在一些弊端。例如:文献[13-14]在建模过程中没有考虑B样条展开的建模误差;文献[15]利用传统的Lyapunov函数方法提出了一种故障

检测算法,但由于缺乏有效的优化方法,使得阈值对故障不敏感。鉴于此,文献[16]设计了一种自适应网络参数更新律,在发生未知非线性函数故障的情况下估计故障,并提高阈值对故障的敏感性。但是,这些方法都只是考虑检测单个时刻的误差,适用于状态变化幅度较小的过程,而对于类似于火焰等状态变化剧烈的过程,往往会发生误报,影响对误差的估计。因此,本文对传统的B-spline动态网络方法进行改进,利用其动态信息实现误差检测。

本文针对电熔镁炉工况问题,提出一种新的基于图像的判别方法。该方法将炉口的火焰燃烧过程图像序列视为随机过程,创新性地利用B-spline动态网络建立火焰图像灰度分布的动态模型,进而设计基于核的分类器,实现对工况的在线判断。另外,由于本文的动态建模方式和文献[12]基于动态纹理的动态建模方式都是线性的方法,二者具有相似性,故动态纹理的分类方法适用于本文方法。由于氧化镁炉火焰的动态变化与工况具有极高的关联性,本文方法与人工识别的原理相似,具有很好的正确率和泛化能力。实验研究表明,本文提出的方法能够取得较高的识别准确性,且运算效率高。本文的主要贡献有两点:

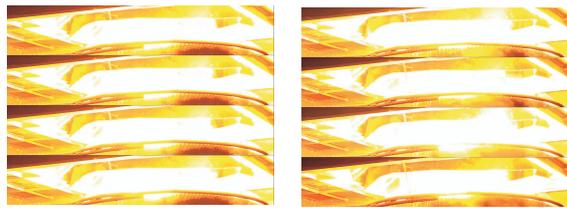
1)传统的动态纹理建模方法由于需要考虑重构,采用线性降维方法直接在图像空间获得低维潜变量表示。而图像的高维特点,往往存在较大的重构误差,进而导致后续分类器精度不理想。对此,本文提出基于图像灰度分布构建动态模型进行视频分类的方法,利用B-spline网络的非线性逼近能力获得图像灰度分布的精准模型,可显著减少图像信息损失,提高分类准确性。

2)基于B-spline网络的误差检测方法大都用于系统稳态的情况,不适用于动态特性频繁变化的系统。本文提出将炉口火焰图像灰度的B-spline编码向量视为一个线性动态系统状态,同时在图像灰度分布和时间两个维度上建立火焰图像的动态模型,并基于模型特征设计分类器进行分类,从而实现B-spline网络的误差检测方法在动态特性频繁变化的随机系统的应用,拓展了B-spline网络的误差检测方法。

1 基于炉口火焰的工况识别总体技术路线

在电熔镁炉生产过程中,熔炼、加料和欠烧等工况会不停地交替发生,其中熔炼和欠烧过程是识别难度最高且最重要的过程,因此,本文仅考虑熔炼和欠烧的过程。在这两种工况下,炉口火焰的图像序列特征存在明显差别,见图1。熔炼工况下,炉口火焰的形态稳定、颜色明亮且亮度变化平缓;欠烧发生时,火焰

变化剧烈,亮度变化明显,表现为持续性地闪耀^[12].



(a) 熔炼 (b) 欠烧

图1 不同工况炉口火焰图像序列

电熔镁炉炉口火焰视频包含了大量的工况特征,因此,本文选择电熔镁炉炉口火焰视频用作电熔镁炉工况识别系统的输入信息,通过利用已有的炉口火焰视频图像序列样本来训练和更新工况分类器. 电熔

镁炉工况识别系统设计如图2所示. 首先,将带有有人工标记的炉口火焰视频图像序列样本输入系统,通过预处理切分出工况信息最丰富的图像区域,并采取灰度化和去均值处理;其次,对于两种工况待识别的视频图像序列,构建基于B-spline动态网络的火焰动态模型;再次,选取子空间距离用于相似度的测量并设计核函数;最后,根据核函数设计分类器,并利用已有的炉口火焰视频图像序列样本训练该分类器,将训练好的分类器用于电熔镁炉的工况识别. 处理在线视频时,先利用滑动窗口方法对在线的监控视频分段,再采取离线处理的预处理方法处理在线视频并进行随机系统建模,最后,通过离线训练更新的分类器进行在线工况识别.

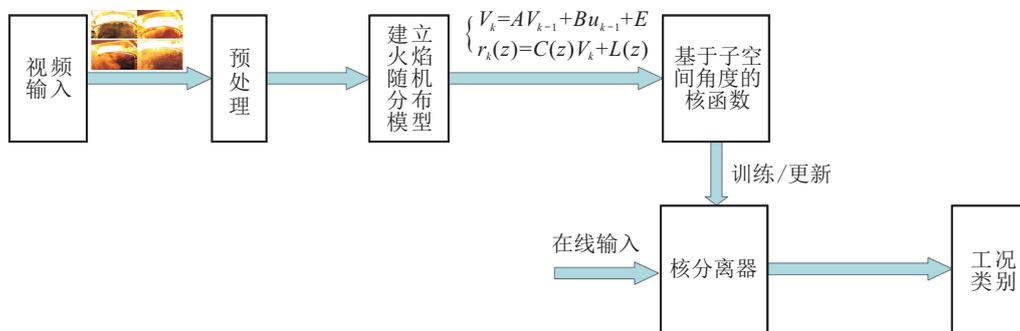


图2 电熔镁炉工况识别技术路线

2 炉口火焰分布的动态模型

2.1 基于B-spline网络的图像灰度分布模型

B-spline动态网络是一种利用分段多项式基函数(B-spline基函数)来存储信息的神经网络^[17],是处理随机系统的重要方法,该网络可以将概率密度展开成一组权值,将问题转化为有限维数的动态问题.

定义 $v(t)$ 为炉口火焰图像的灰度分布的累积分布函数(CDF), $u(t)$ 为系统输入, $z \in \{a, b\}$,于是,如文献[18-19],输入图像分布的CDF表示为

$$F(z, u(t)) = \Pr(v(t) < y, u(t)).$$

如果将 z 视为随机系统在 t 的输出,则其概率密度分布(PDF)可表示为

$$r(z, u(t)) = \frac{dF(z, u(t))}{dz}.$$

输出 z 在区间 $[a, \xi]$ 内的概率为

$$\Pr\{a \leq z \leq \xi\} = \int_a^\xi r(z, u(t))dz.$$

考虑到 z 的动态规律未知,本文采用文献[20]的思路,即利用B-spline网络模型来近似其输出PDF.

定义差分形式 $r_k(z) = r(z, u_k)$,有

$$r_k(z) = C(z)V_k + L(z). \quad (1)$$

其中

$$C(z) = [b_1(z) - L(z)s_1, b_2(z) - L(z)s_2, \dots, b_{n-1}(z) - L(z)s_{n-1}],$$

$$L(z) = s_n^{-1}(z)b_n(z),$$

$$s_i = \int_a^b b_i(z)dz, \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

$b_i(z) \in R^m (i = 1, 2, \dots, n)$ 是定义在 $[a, b]$ 上的预定义基函数, $V_k \in R^{n-1}$ 是网络展开的相应权值, $L(z) \in R^m$ 是保证输出PDF面积为1的余项.

2.2 炉口火焰的B-spline动态网络模型

式(1)中的 V_k 可以视为对每帧图像灰度分布的B-spline网络权值编码. 考虑到火焰的动态特性,本文把权值 V_k 视为线性动态系统(linear dynamical systems, LDS)的潜变量或状态量. 为了刻画火焰纹理在时间轴上的动态变换,建立如下线性随机过程模型:

$$V_k = AV_{k-1} + Bu_{k-1} + E. \quad (2)$$

将式(1)和(2)综合起来,得到如下形式的线性动态系统模型:

$$\begin{cases} V_k = AV_{k-1} + Bu_{k-1} + E, \\ r_k(z) = C(z)V_k + L(z). \end{cases} \quad (3)$$

其中: $V_k \in R^{n-1}$ 是系统在 k 时刻的权值向量, $A \in R^{(n-1) \times (n-1)}$ 是系统的状态转移矩阵, $B \in R^{(n-1)}$ 是系统输入矩阵, $E \in R^{n-1}$ 是系统的白噪声, 参数 $C(z)$ 和 $L(z)$ 是 B-spline 网络参数. 观测向量 r_k 表示炉口火焰图像的灰度分布信息, 体现了火焰图像的静态特征; 权值向量 V_k 表示火焰图像的动态变化信息, 体现了火焰图像的动态特征.

2.3 模型参数的学习

炉口火焰 B-spline 动态网络 LDS 模型的系统参数集合为 $\theta = (A, B, C(z), L(z))$, 各参数的具体学习过程如下:

1) 参数 $C(z)$ 和 $L(z)$ 是 B-spline 动态网络参数, 由 B-spline 动态网络结构唯一确定, 故根据处理问题的特性选择合适的数据维度即可.

2) 系统输入矩阵参数 B 的学习. 因本文研究的问题是完全基于系统输出的, 故系统输入 $u_k = 0$, 无需辨识参数 B .

3) 参数 A 是系统状态转移矩阵. 给定具有 τ 帧图像的炉口火焰视频, 分别将各帧代入到 B-spline 动态网络中, 求解出其对应的权值向量 $V_k (k = 1, 2, \dots, \tau)$; 再根据式(3)和学习过程(2)可知, 权值向量具有如下的迭代关系:

$$[V_2 \dots V_\tau] = A[V_1 \dots V_{\tau-1}]. \quad (4)$$

对式(4)进行乘法变换, 可估计状态转移矩阵为

$$\hat{A} = [V_2 \dots V_\tau][V_1 \dots V_{\tau-1}]^{-1} \in R^{(n-1) \times (n-1)}. \quad (5)$$

系统的参数集合 $\theta = (A, B, C(z), L(z))$ 求得之后, 炉口火焰动态模型就被确定了. 另外, 状态空间维数 n 是火焰动态模型系统的超参数, 随着空间维数 n 值的变化, 火焰动态模型描述火焰特征的能力也会随之改变. 权值向量 V_k 主要表征火焰图像的动态特性, 观测向量 $r(z, u(k))$ 主要表征火焰图像的静态特性, 观测向量 $r(z, u(k))$ 与权值向量 V_k 相互唯一对应. 因此, 本文采用的随机分布模型能够表征炉口火焰的特性. 参数训练的步骤如下:

1) 根据问题特点构建 B-spline 动态网络, 确定参数 $C(z)$ 和 $L(z)$;

2) 处理炉口火焰视频, 将炉口火焰视频按照时间顺序以 τ 帧的长度切分为 T 个图像序列;

3) 在第 $t (t = 1, 2, \dots, T)$ 个图像序列时, 将图像序列转化为图像灰度分布序列 $r_k (k = 1, 2, \dots, \tau)$, 根据式(1), 利用最小二次乘法求出图像的权值序列

$V_k (k = 1, 2, \dots, \tau)$;

4) 将第 t 个图像的权值序列 V_t 代入式(4)中, 求得参数 A_t ;

5) $t + 1$ 并转到步骤3).

通过对生成分布观测向量的比较, 可以评价出动态模型描述炉口火焰特征的能力. 以正常熔炼工况为例, 首先利用原视频样本构建动态模型, 利用该模型获取生成视频观测分布向量, 将其与原视频的观测分布向量进行对比, 其 2 范数与系统状态维数 n 的关系如图3所示. 从图3中可知, 随着系统的状态空间维数 n 的增大, 二者的 2 范数逐渐减小, 即生成视频观测向量与原视频的观测分布向量之间逐渐收敛. 所以, 本文采用的随机分布模型能够描述炉口火焰的特征.

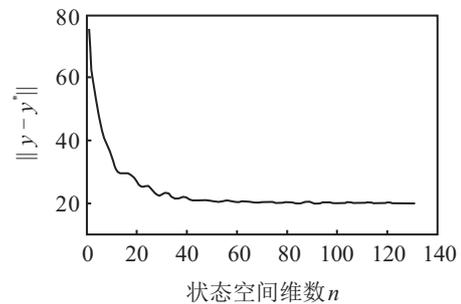


图3 状态空间维数对于生成分布的影响

3 火焰图像随机分布模型的距离度量及核函数设计

线性动态系统作为建模和识别的重要方法, 在动态视觉的研究中应用很广, 如行动识别、情绪辨识等. 文献[21]提出了通过 KL 熵来衡量线性动态系统相似性距离, 并且把该方法用于识别交通量的大小. 对线性动态系统模型进行比较与分类, 其关键在于定义模型间的相似度量[22]. 目前, 线性动态系统的相似性度量距离主要有基于可观测矩阵子空间主要角度的距离[23]、基于柯西-比内核族的距离[24]等. 本文采用基于可观测矩阵子空间主要角度的距离来度量不同工况模型相似度. 文献[12]详细讲解了动态模型子空间主要角度, 以下介绍用 Martin 距离设计基于子空间主要角度的核函数.

3.1 基于子空间主要角度的核函数设计

子空间主要角度用于度量子空间之间的相关性: 角度越大, 表示子空间之间的相关性越低; 反之, 则越高[12]. 于是, 利用基于子空间主要角度的核函数可以度量出随机分布模型之间的相似度. 下面选择 Martin 距离[25]来设计核函数, Martin 距离能够自然度量出两个矩阵之间的距离. 基于子空间主要角度

的 Martin 距离^[26] 定义如下:

$$d_M(p, q) = \sqrt{-\ln \prod_{i=1}^n \cos^2 \theta_i}. \quad (6)$$

其中: $d_M(p, q)$ 表示随机分布模型 p 与 q 之间的 Martin 距离; n 是状态维数; $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 是随机分布模型 p 与 q 之间的 n 个子空间主要角度. 通过该距离能够得到各个模型之间的相似度, 如图 4 所示. 其中: 前 12 个样本是欠烧工况的视频图像序列, 后 12 个样本是正常熔炼工况的视频图像序列.

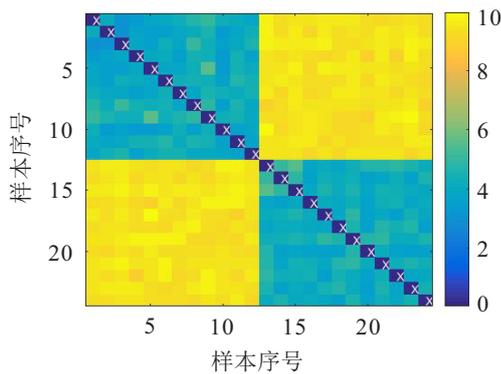


图 4 不同工况模型的子空间角度距离度量

根据上述基于子空间主要角度的距离, 文献[12]提出了基于子空间主要角度的 Martin 核函数, 即

$$K_M(p, q) = \exp\left(-\gamma \sqrt{-\ln \prod_{i=1}^n \cos^2 \theta_i}\right). \quad (7)$$

其中: $K_M(p, q)$ 表示随机分布模型 p 与 q 的 Martin 核函数, γ 是核函数的超参数. 当 γ 很大时, 只有在极高相似度时两个模型才会被判定为相似; 而 γ 很小时, 低相似度也会被判定为相似.

3.2 电熔镁炉工况分类器设计

对于上述核函数, 本文选择支持向量机 (support vector machine, SVM) 作为工况识别分类器. 作为常用的二分类方法, 支持向量机通过在两类训练集之间建立“最大街宽”的假设, 推导出目标函数^[12], 即

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j y_i y_j (x_i x_j) - \sum_{i=1}^N a_i. \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^N a_i y(i) = 0; \\ & a_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (8)$$

其中: x 是训练集样本; y 是训练集样本的标签; N 是训练集样本的个数; a 是拉格朗日乘子, 当训练集样本是支持向量时其值非 0. 本文采用的基于子空间主要角度的核函数能够直接求得所有样本 B-spline 动

态网络 LDS 模型之间的相似度, 因此, 只需要将 Gram 矩阵传送给支持向量机模型便可以学习模型参数, 实现分类器的训练.

4 电熔镁炉工况识别实验

4.1 镁炉炉口火焰动态数据集

本实验的样本视频来自于辽宁省某电熔镁生产企业的氧化镁生产现场^[27]. 这些视频样本清晰, 操作员能够通过视频来判断镁炉的工况, 本实验根据操作员的经验对炉口火焰数据集进行了手工标识. 炉口火焰视频片段的基本参数: 分辨率是 271×1051 像素, 帧率是 10 帧/s, 视频片段时长是 5 s. 通过整理样本视频, 本实验获得了两个不同的数据集.

数据集 1: 包含 140 个火焰视频片段, 这些样本视频是在固定拍摄角度对同一台电熔镁炉拍摄得到. 其中包含 70 个欠烧工况样本, 70 个正常熔炼工况样本, 图 1 展示了数据集中具有代表性的 2 种工况的视频图像序列.

数据集 2: 包含 140 个火焰视频片段, 这些样本视频是从不同拍摄角度对不同的电熔镁炉拍摄得到, 视频拍摄时存在烟雾、照明等外部干扰. 其中包含 70 个欠烧工况样本, 70 个正常熔炼工况样本, 如图 5 所示.



图 5 不同拍摄角度和烟雾干扰下的镁炉视频

4.2 数据集的处理及对比

由于炉口火焰原视频片段包含很多无用信息, 首先对数据集样本进行裁剪并灰度化; 然后把每帧图像缩放到 67×262 像素; 最后, 把数据集样本去均值, 以消除不同背景环境对于识别结果的影响.

数据集 1 的样本视频是从固定角度对同一台熔镁炉拍摄得到的, 视频中设备环境良好, 干扰较少, 因此, 本实验随机选择数据集 1 中的 70% 样本作为训练集来训练分类器, 并用剩余的 30% 样本来验证精度以找到最优的图像处理维数.

数据集 2 的样本视频是从不同拍摄角度对不同的电熔镁炉进行拍摄得到的, 视频样本中存在烟雾、

照明等外部干扰信息,能够充分包含生产现场的真实环境信息,因此,本实验将数据集2作为测试集,测试由数据集1训练出的分类器在烟雾、照明等外部干扰下的鲁棒性和精度.

4.3 对比实验

实验中,本文提出的火焰图像随机分布模型采用基于火焰动态纹理的模型,其中分别采用Martin距离、Frobenius距离和状态KL距离核函数的SVM.

4.3.1 第1组分类精度的对比实验

首先,把数据集1中的140个样本随机选取70%作为训练集,剩下的30%作为测试集;然后,选取动态模型状态空间维数,对数据集中的140个炉口火焰视频样本建立线性动态系统模型;最后,在训练集上进行两类工况分类器参数的优化,在测试集上进行两类工况分类器分类精度的测试.此外,火焰图像随机分布模型采用Martin SVM分类器,而火焰动态纹理模型采用3种不同的分类器,本文记录的分类结果是对4次实验结果求取的平均值.两种建模方法识别结果比较如表1所示.

表1 数据集1不同建模方法识别结果比较

建模方法	分类器	测试集	精度/%
随机分布模型	Martin SVM	2	54.17
		5	55.36
		10	73.89
		15	88.45
		20	90.51
		25	64.29
动态纹理模型	Martin SVM	2	60.50
		5	61.94
		10	72.30
		15	80.10
		20	82.04
		25	82.03
动态纹理模型	Frobenius SVM	2	61.06
		5	62.00
		10	74.34
		15	82.83
		20	86.89
		25	86.86
动态纹理模型	State KL SVM	2	55.33
		5	60.02
		10	60.04
		15	60.04
		20	60.15
		25	60.15

在数据集1实验的基础上,本实验利用数据集2进行鲁棒性的验证.由表1可知,维数为20时分类精度最高,因此,在建立动态模型时,状态空间维数选取为20.首先,从数据集1的140个炉口火焰视频样本中随机选取70%作为训练集,30%作为测试集,将这个测试集记为测试集I,将数据集2记为测试集II;然后,处理3个数据集,建立维数为20的线性动态系统模型;最后,在训练集上进行两类工况分类器参数的优化,在测试集上进行两类工况分类器分类精度的测试.实验结果如表2所示.

表2 数据集2不同建模方法识别结果比较

建模方法	分类器	测试集	精度/%
随机分布模型	Martin SVM	I	90.51
		II	85.21
动态纹理模型	Martin SVM	I	82.04
		II	75.55
	Frobenius SVM	I	86.89
		IV	80.13

4.3.2 第2组图像处理速率的对比实验

由文献[7]可知,Martin SVM分类器和Frobenius SVM分类器处理速率相近且均高于State KL SVM分类器,因此,两种方法的处理速率差别主要在于图像处理过程.从数据集的140个炉口火焰视频样本中随机选取适量样本,然后对视频进行预处理,再分别利用火焰图像随机分布模型和火焰动态纹理模型对视频进行处理,并记录下两种建模过程在维数为20时的建模时间.两类建模方法的对比结果如图6所示.

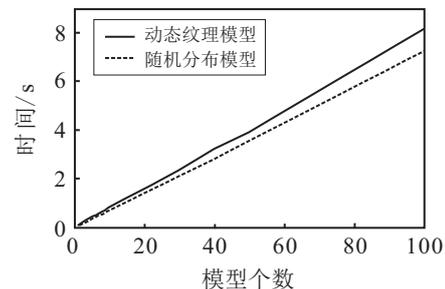


图6 不同建模方法的耗时对比

由表1可知:对于动态纹理模型,随着状态空间维数n的增加,炉口火焰视频的分类精度增加并逐渐收敛;而对于火焰随机分布模型,在一定的维数范围内,分类精度随着维数的增加而增加,超出该维数时分类精度随之下降,这是由于维数越高,B-spline动态网络对图像灰度分布的拟合程度越高,当达到一定维数时,B-spline动态网络对所有的图像灰度分布的拟

合最好,分类精度最高,超出该维数之后,会出现对图像灰度分布的过拟合,导致分类精度降低.

由表2可知,对于拍摄于不同的电熔镁炉或者拍摄于不同角度的镁炉炉口视频样本,本文方法也具有很好的识别效果,同时具有较好的鲁棒性.因此,与动态纹理模型相比,随机分布模型具有更好的分类效果.

从图6可以看出,随着建模个数的增加,火焰随机分布模型与火焰动态纹理模型的耗时差逐渐增加,前者的效率高于后者.这是因为随机分布模型的参数较少,且计算过程涉及的数学运算简单;而动态纹理模型的参数较多,其涉及的数学运算包括奇异值分解等复杂的数学运算,导致计算时间较长且运算内存占用较大.因此,在基于炉口火焰图像的工况识别方面,本文提出的随机分布模型方法在精度和速率两个方面表现更为突出.

5 结论

针对目前电熔镁炉工况识别技术的缺陷以及炉口火焰图像的特点,本文提出了建立随机分布模型的方法来进行电熔镁炉工况识别.相比于传统的工况识别技术,本文设计的火焰随机分布模型方法具有更高的分类精度和图像处理效率.因此,本文提出的随机分布模型方法可以用于动态视频的分类,并为B-spline动态网络在图像处理方面的应用提供了新的思路.另一方面,本文实验视频的镁炉环境干扰少,而工业环境通常十分复杂,干扰因素很多,因此,如何提高本文方法在复杂工业环境下的精度是下一个需要解决的问题.

参考文献(References)

- [1] 张晶. 电熔镁炉电极调节系统建模研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2008.
(Zhang J. Modeling research on electrode fusion furnace electrode adjustment system[D]. Shenyang: Northeastern University, 2008.)
- [2] 吴永建. 电熔镁炉智能控制系统研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2012.
(Wu Y J. Research on intelligent control system of fused magnesium furnace[D]. Shenyang: Northeastern University, 2012.)
- [3] 吴志伟, 方正, 柴天佑, 等. 电熔镁炉嵌入式专用控制器及其控制方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(6): 1261-1267.
(Wu Z W, Fang Z, Chai T Y, et al. Research on embedded special controller and its control method for fused magnesium furnace[J]. Journal of Instrumentation, 2012, 33(6): 1261-1267.)
- [4] 吴志伟. 嵌入式电熔镁炉智能控制系统研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2015.
(Wu Z W. Research on intelligent control system of embedded galvanized magnesium furnace[D]. Shenyang: Northeastern University, 2015.)
- [5] Du W Y, Fan Y P, Zhang Y W, et al. Multimode process monitoring based on data-driven method[J]. Journal of the Franklin Institute, 2017, 354(6): 2613-2627.
- [6] Du W Y, Zhang Y W, Zhou W. Modified non-Gaussian multivariate statistical process monitoring based on the Gaussian distribution transformation[J]. Journal of Process Control, 2020, 85: 1-14.
- [7] 刘强, 孔德志, 郎自强. 基于多级动态主元分析的电熔镁炉异常工况诊断[J]. 自动化学报, DOI: 10.16383/j.aas.c190313.
(Liu Q, Kong D Z, Lang Z Q. Multi-level dynamic principal component analysis for abnormality diagnosis of fused magnesia furnaces[J]. Acta Automatica Sinica, DOI: 10.16383/j.aas.c190313.)
- [8] 李晓光, 吴志伟, 马子潇, 等. 电熔镁炉三相电流的约束最优控制[J]. 控制工程, 2018, 25(6): 993-998.
(Li X G, Wu Z W, Ma Z X, et al. Constrained optimal control of three-phase current in fused magnesium furnace[J]. Control Engineering of China 2018, 25(6): 993-998.)
- [9] 卢绍文, 王克栋, 吴志伟, 等. 基于深度卷积网络的电熔镁炉欠烧工况在线识别[J]. 控制与决策, 2019, 34(7): 1537-1544.
(Lu S W, Wang K D, Wu Z W, et al. Online identification of underburning condition of fused magnesium furnace based on deep convolution network[J]. Control and Decision, 2019, 34(7): 1537-1544.)
- [10] 吴高昌, 刘强, 柴天佑, 等. 基于时序图像深度学习的电熔镁炉异常工况诊断[J]. 自动化学报, 2019, 45(8): 1475-1485.
(Wu G C, Liu Q, Chai T Y, et al. Abnormal condition diagnosis through deep learning of image sequences for fused magnesium furnaces[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(8): 1475-1485.)
- [11] 郭章, 王克栋, 程盟盟, 等. 基于图像电熔镁炉欠烧工况的判别系统[J]. 控制工程, 2020, 27(2): 219-225.
(Guo Z, Wang K D, Cheng M M, et al. Image based semimolten condition diagnosis system of fused magnesium furnace[J]. Control Engineering of China, 2020, 27(2): 219-225.)
- [12] 赵磊, 卢绍文, 郑秀萍. 基于火焰动态纹理的电熔镁炉工况识别[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(9): 1565-1572.

- (Zhao L, Lu S W, Zheng X P. Conditions recognition of fused magnesia furnace based on flame dynamic texture[J]. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(9): 1565-1572.)
- [13] Li T, Guo L. Optimal fault-detection filtering for non-gaussian systems via output PDFs[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part A: Systems and Humans*, 2009, 39(2): 476-481.
- [14] Li T, Guo L, Wu L Y, et al. Observer-based optimal fault detection using PDFs for time-delay stochastic systems[J]. *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 2008, 9(5): 2337-2349.
- [15] Guo L, Wang H. Fault detection and diagnosis for general stochastic systems using B-spline expansions and nonlinear filters[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I*, 2005, 52(8) : 1644-1652.
- [16] Li T, Zhang Y C. Fault detection and diagnosis for stochastic systems via output PDFs[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2011, 348(6): 1140-1152.
- [17] Deng H, Srinivasan D, Oruganti R, et al. A B-spline network based neural controller for power electronic applications[J]. *Neurocomputing*, 2010, 73(4/5/6): 593-601.
- [18] Guo L, Wang H. Generalized discrete-time PI control of output PDFs using square root B-spline expansion[J]. *Automatica*, 2005, 41(1): 159-162.
- [19] Guo L, Wang H. PID controller design for output PDFs of stochastic systems using linear matrix inequalities[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2005, 35(1): 65-71.
- [20] Wang H. Bounded dynamic stochastic systems: Modeling and control[M]. London: Springer-Verlag, 2000: 18-27.
- [21] Chan A B, Vasconcelos N. Probabilistic kernels for the classification of auto-regressive visual processes[C]. *Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '05)*. San Diego: IEEE, 2005: 846-851.
- [22] Chaudhry R, Vidal R. Initial-state invariant Binet-Cauchy kernels for the comparison of linear dynamical systems[C]. *The 52nd IEEE Conference on Decision and Control*. Firenze: IEEE, 2013: 5377-5384.
- [23] Cock K D, Moor B D. Subspace angles and distances between ARMA models[J]. *Systems & Control Letters*, 2000, 46(1): 1561-1566.
- [24] Vishwanathan S V N, Smola A J, Vidal R, et al. Binet-Cauchy kernels on dynamical systems and its application to the analysis of dynamic scenes[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 73(1): 95-119.
- [25] Martin R J. A metric for ARMA processes[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48(4): 1164-1170.
- [26] Chan A B, Vasconcelos N. Classifying video with kernel dynamic textures[C]. *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis: IEEE, 2007: 1-6.
- [27] 程盟盟, 李鹏琦, 卢绍文, 等. 实时图像驱动的电熔镁炉虚拟可视化监控系统[J]. *控制工程*, 2018, 25(10): 1946-1952.
(Cheng M M, Li P Q, Lu S W, et al. Real-time image driven virtual visualization monitoring system of fused magnesium furnace[J]. *Control Engineering of China*, 2018, 25(10):1946-1952.)

作者简介

蒋鹏(1996—), 男, 硕士生, 从事机器学习、图像处理的研究, E-mail: 1473098728@qq.com;

卢绍文(1977—), 男, 教授, 博士, 从事工业过程建模、仿真与可视化等研究, E-mail: lusw@mail.neu.edu.cn;

李明杰(1988—), 男, 讲师, 博士, 从事数据驱动建模与控制、随机分布控制等研究, E-mail: limingj88@126.com;

赵楷文(1996—), 男, 硕士生, 从事数据驱动与建模的研究, E-mail: 2481013927@qq.com.

(责任编辑: 李君玲)