基于多源信息融合的烧结混合料水分智能在线检测方法

徐志豪[1]，张海峰[2]，潘 冬[1]

(1. 中南大学 自动化学院，湖南 长沙 410083；2. 广西柳钢东信科技有限公司，广西 柳州 545000)

摘要：烧结混合料水分的精准测控对改善料层透气性，提高烧结矿的产、质量具有重要作用。本文针对现有水分检测方法难以准确检测烧结混合料水分的问题，将智能方法引入水分检测，提出一种基于多源信息融合的烧结混合料水分智能在线检测方法。该方法首先采用高斯滤波进行图像预处理、利用以多类异质图像特征为输入的XGBoost构建烧结混合料水分检测子模型；再进一步通过四分位法对工艺数据进行预处理，利用以烧结过程变量为输入的GRU网络构建烧结混合料水分检测子模型；最后根据不同模态数据的特征将两个子模型进行融合。结果表明，该融合模型所得水分检测结果的稳定性较单一子模型有所提高，具有很好的应用价值。

关键词：烧结过程；混合料水分；图像特征；智能检测；多源信息融合

中图分类号：TF046.4；TP183 **文献标识码**：A **文章编号**：1000－8764(2022)04－0018－07

doi：10.13403/j.sjqt.2022.04.049

Intelligent online detection method of sintering mixture moisture based on multi-source information fusion

XU Zhihao[1]，**ZHANG Haifeng**[2]，**PAN Dong**[1]

(1. *School of Automation*，*Central South University*，*Changsha* 410083，*Hunan*，*China*；

2. *Liuzhou Steel Dongxin*，*Liuzhou* 545000，*Guangxi*，*China*)

Abstract：The precise measurement and control of the sintering mixture moisture plays an important role in improving the permeability of the mixture and improving the production and quality of sinter. Aiming at the problem that the existing moisture detection methods are difficult to accurately detect the sintering mixture moisture，an intelligent method is introduced into the moisture detection of the sintering mixture，and an intelligent online detection method of the sintering mixture moisture based on the fusion of multi-source information is proposed. Firstly，Gaussian filtering is used for image pre-processing，and XGBoost with multi-class heterogeneous image features as input is used to build a sub-model for sintering mixture moisture detection；further，the process data is pre-processed by quadrature method，and GRU network with sintering process variables as input is used to build a sub-model for sintering mixture moisture detection；the two sub-models are fused according to the features of different modal data. The results show that the moisture detection results obtained from this fusion model are more stable than that of the single sub-model and have good application value.

Key words：sintering process；mixture moisture；image features；intelligent detection；multi-source information fusion

钢铁工业是我国经济发展和基础建设的重要组成部分。烧结是为高炉提供精料的重要工序，其关键参数混合料水分的精确调控有助于混合料的成球，进而改善料层透气性，提高烧

收稿日期：2021－12－21；**修回日期**：2022－01－23

基金项目：工业和信息化部工业互联网创新发展工程项目(TC19084DY)；长沙市自然科学基金资助项目(kq2202075)

作者简介：徐志豪(1998—)，男，硕士研究生，从事智能感知、数字孪生建模方面的研究。

通信作者：张海峰(1980—)，男，博士，高级工程师，从事冶金自动化和信息化方面的研究。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

结矿的产、质量。

烧结混合料水分的在线检测对于提升烧结矿产量与质量、减少有害气体排放至关重要。但烧结料堆周围环境十分复杂，现有水分检测方法难以快速有效地对水分质量分数进行检测。目前，烧结混合料水分检测方法可分为两大类：直接检测与间接检测[1]。直接检测包括热干燥法、卡尔·费休法。由于直接检测具有需要对混合料取样离线化验的特点，使得检测滞后性大，难以满足烧结现场水分检测实时性要求。间接测量分为接触式测量和非接触式测量。由于烧结混合料输送皮带速度快、料层表面粗糙、起伏大等特点致使烧结现场很少使用接触式测量方法[2-4]。非接触式测量主要包括近红外水分检测仪、微波水分检测仪等。由于烧结现场存在料种不断变化、蒸汽强等外部干扰因素，导致目前使用的微波水分检测仪仍然存在很大误差[5-7]。近红外水分检测仪，受料种、粒径、温度等因素影响大的缺点，导致检测结果偏差大[8-9]。为了克服这些影响，现有学者研究了多波段测量法[10-11]，但由于料种变化时物料表面反射率发生变化，导致原有水分标定曲线漂移，使得水分检测值变得不准确。此外，当光路上出现的蒸汽时参比波段与测量波段的光强同时衰减，进而难以使用原有比例关系计算水分质量分数。所以目前物料波动[12]、蒸汽[13]等烧结环节特有的扰动限制了近红外水分检测仪在混合料水分检测上的进一步推广。

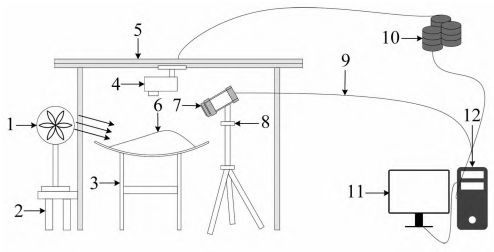
由于烧结混合料水分检测过程存在大量干扰因素，目前，现场最有效的混合料水分检测方式仍然停留在看水工人凭借长期积累的先验知识与经验根据烧结混合料表面的颜色、纹理、形态特点对水分质量分数进行判断。然而，人工经验判断烧结水分质量分数具有较大的主观性以及难以实时判断，因此，为满足现场对烧结混合料水分检测精确性和稳定性的需求，必须研究兼顾精确性和稳定性的烧结混合料水分检测方法。目前，虽然在钢铁行业已有通过图像数据或过程变量数据来预测运行流程中关键参数的大量研究[14-17]，但使用数据驱动方法检测烧结混合料水分的研究尚处空白。使用图像或者过程变量单一模态数据，在烧结工序实际运行过程中，常常由于物料波动导致过程参数变化，存在难以通过单一模态数据稳定预测烧结混合料水分质量分数的问题。

本文将数据驱动方法引入烧结混合料水分检测，针对不同模态数据的特点，提出一种基于多源信息融合的烧结混合料水分智能在线检测方法，并设计一套烧结混合料水分检测系统；通过对现场采集的图像以及过程变量进行预处理，分别构建基于图像特征的烧结混合料水分检测模型与基于 GRU 网络的烧结混合料水分检测模型。

1　水分检测系统构建与数据预处理

1.1　烧结混合料水分检测系统

通过获取烧结混合料表面图像数据与烧结现场过程变量数据，结合本文所提方法对烧结混合料水分质量分数进行实时检测，设计烧结混合料水分检测系统。该系统总体结构如图 1 所示，其主要由送料皮带、机器视觉系统、水分检测仪、风扇、数据库、计算机组成。所需数据来源于两个部分：一部分来自于烧结现场的可见光摄像头采集的烧结混合料图像数据；另一部分来自于数据库中烧结现场检测到的过程变量，如混合料表面温度、近红外水分检测仪水分检测值、风箱废气温度、一混加水量等。



1—大功率风扇；2—风扇支架；3—皮带支架；4—水分检测仪；5—水分检测仪支架；6—烧结混合料；7—可见光摄像头；8—摄像头支架；9—光纤；10—烧结数据库；11—LCD 显示器；12—主机。

图 1　烧结混合料水分检测系统

Fig. 1　Moisture detection system of sintering mixture

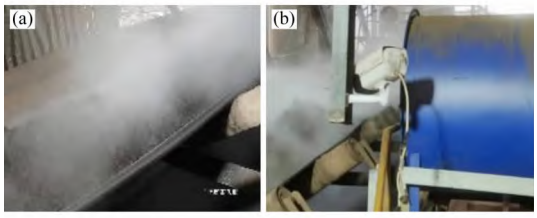
烧结混合料水分检测系统工作原理：利用可见光摄像头拍摄一、二混之间的物料，再通

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

过现场的光纤专网将混合料视频流传输至监控室的计算机中存储，以1 min为采样频率截取图像数据，并通过远程连接监控室计算机获取所需图像；以相同频率提取烧结数据库中若干过程变量，将这些数据输入本文构建的烧结混合料水分检测模型中，进而实现对烧结混合料水分质量分数的实时检测。

1.2 图像获取

混合料中的生石灰遇水发生放热反应，使得出圆筒的混匀料温度升高至60 ℃，造成冬季产生较大蒸汽[图2(a)]，影响采集的图像质量。系统通过架设1台500 W风扇对采样处进行吹扫[图2(b)]，以保证采样的图像质量。



(a) 混合料表面水雾；(b) 现场风扇设备

图2 图形获取现场实景

Fig. 2 On-site real scene of image acquisition

1.3 烧结混合料图像预处理

由于现场获取的图像数据包含了无关区域和图片噪点，因此需要对图像进行预处理。首先将图像顺时针旋转60°，然后选取(570，615，1 600，950)坐标范围的矩形对图像进行裁剪，去掉尽可能多的混合料外的无关区域，获取感兴趣区域，为提高后续特征提取质量，使用高斯滤波去除多余噪声，得到待处理的图像(图3)。



图3 预处理后的烧结混合料图像

Fig. 3 Image of sintering mixture after preprocessing

1.4 烧结混合料过程变量数据预处理

依据图像采样频率从数据库中获取两个月的工艺参数数据。在存储和传递过程中数据会出现异常和缺失问题，因此需要对异常数据进行处理。过程变量数据具有不同的量纲，为防止不同量纲对模型学习造成影响，使用Z-Score归一化方法将所有过程变量归一化到均值为0、方差为1的分布中，随后进行相关性分析。

相关性分析：选取的过程变量只是凭借经验认为其与烧结混合料水分质量分数具有较大相关性，具有较大主观性。考虑到标签获取困难，数据量较小，因此需要定量分析过程变量与烧结混合料水分的相关性系数，进而筛选出相关性较大的过程变量。由于过程变量与烧结混合料水分之间具有高度非线性关系，常规的相关性系数计算方法难以表征其关系，因此，本文使用最大互信息法来计算变量之间的相关性。最大互信息系数能够捕捉变量之间的复杂关系，具有普适性、公平性和对称性的优点，其计算公式如下。

$$MIC[x,y]=\max_{a\times b<B}\frac{I(x,y)}{\log_2\min(a,b)} \tag{1}$$

$$I(x,y)=\int p(x,y)\log_2\frac{p(x,y)}{p(x)\,p(y)}\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{2}$$

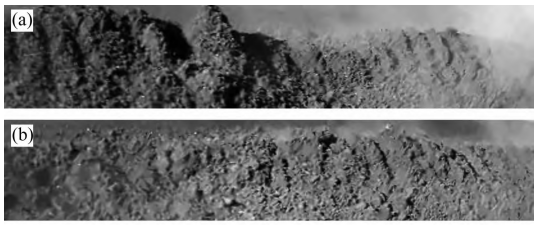
式中：$I(x,y)$为过程变量x与烧结混合料水分质量分数y之间的互信息；a、b是在x、y方向上划分格子的个数；B是一个固定值，一般设置为数据量的0.6次方左右；$p(x,y)$是x、y的联合概率分布；$p(x)$是x的边缘概率分布；$p(y)$是y的边缘概率分布。

2 烧结混合料水分检测子模型的建立

2.1 基于多类异质图像特征的烧结混合料水分检测子模型

通过现场观察混合料表面的纹理、形态、颜色特征来判断烧结混合料水分质量分数。当混合料水分质量分数较高时，料堆顶部形成尖角状，物料结团率高，团块大，且表面整体纹理杂乱、粗糙，颜色较深，如图[4(a)]所示。当混合料水分质量分数较低时，料堆顶部形成圆弧状，物料结团率低，团块小，且表面整体纹理规则、平滑，颜色较浅，如图[4(b)]所示。本文根据现场看水工人的经验提出一种基于多类异质图像特征的烧结混合料水分检测方法。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net



(a)　含水量较大；(b)　含水量较小

图 4　不同含水量烧结混合料图像

Fig. 4　Images of sintered mixtures with different water contents

为定量描述混合料纹理在不同含水量下表现出不同的粗糙度、不规则程度与相关性，选取灰度共生矩阵计算其纹理特征。首先将图像转化为灰度图，计算其灰度共生矩阵，根据灰度共生矩阵计算反差分、能量、熵、惯性矩、相关性等统计量作为后续建模变量。

针对不同含水量烧结混合料在颜色上具有明显差异，使用更符合人眼视觉特性的 HSV 颜色模型，提取混合料图像在 HSV 颜色空间的均值、标准差、斜度作为特征。首先将图像由 RGB 空间转换至 HSV 空间，再分别计算其均值、标准差、斜度作为混合料图像的颜色特征。

根据看水工人经验，水分与混合料表面的结团程度密切相关。水分较多的混合料表面结团多且大，水分较少的表面结团小且光滑。由于混合料结团与周围环境之间的界限不够清晰，直接提取混合料团块特征较为困难，考虑团块的物料周围会形成褶皱，褶皱部分存在较粗的阴影，而阴影能有效地与周围环境区分开来。因此，本文利用结团形成的阴影区域间接表示混合料表面的结团程度，并分别定义最大阴影面积($S_{\max}$) 、平均阴影面积(S_{average}) 、阴影数量(N) 作为其形态特征，其步骤如下。

第一步：由于阴影一般在图像上以黑色色块的形式存在，为提取出阴影区域首先需要分离出色块区域，而 RGB 图像色彩分布在 3 个通道上，难以进行色块的提取，因此需要将 RGB 图像转化为二值图像再进行阴影提取。首先对图像进行灰度化处理，本文采用传统的灰度化方法：

$$P_{\text{gray}} = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \quad (3)$$

式中：P_{gray}为像素灰度值；R 为像素红色分量；G 为像素绿色分量；B 为像素蓝色分量。

获得灰度图如图 5 所示。

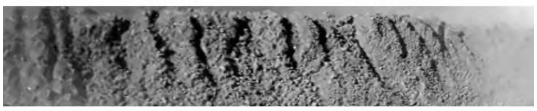


图 5　烧结混合料灰度图像

Fig. 5　Grayscale image of sintering mixture

第二步：为分离出阴影区域需要进一步对图像进行二值化处理。由于烧结混合料图像色彩较为固定，因此采用固定阈值对图像进行二值化处理，并将二值化后的图像进行取反操作，处理效果如图 6 所示。



图 6　烧结混合料二值图像

Fig. 6　Binary image of sintering mixture

第三步：分离出来的二值化图像能较为明显看出图像中的阴影区域，为提取阴影面积、平均阴影面积、阴影数量，需要通过连通域分析计算每个阴影块的面积和数量。连通域分析是通过特定扫描方式在图像中检测出连通区域，并对不同的连通域赋予不同标识的过程。本文采用 8 邻域遍历标记法对图像中的连通域进行标记，进而统计阴影块面积、数量等参数。考虑混合料表面本身的不规则性产生的大量小阴影块干扰，设定有效色块面积 S_{valid}为 100。当阴影块面积小于此值时不纳入统计，首先计算出单幅图像的所有有效阴影块，单个阴影块计算公式如下。

$$S = \begin{cases} 0 & S < S_{\text{valid}} \\ \sum\sum f(x,y) & S > S_{\text{valid}} \end{cases} \quad (4)$$

提取的单幅图像有效阴影块：$[S_1, S_2, \cdots, S_N]$。将有效阴影块数量记为阴影数量(N) ，计算有效阴影块中的最大值，并记为最大阴影面积($S_{\max}$) ：

$$S_{\max} = \max[S_1, S_2, \cdots, S_N] \quad (5)$$

求取单幅图像所有有效阴影块的平均面积，并记为平均阴影面积(S_{average}) ：

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

$$S_{\text{average}} = \frac{\sum_{i=1}^{N} S_i}{N} \tag{6}$$

计算所有有效阴影块的最大外接矩形，并进行可视化，如图 7 所示。

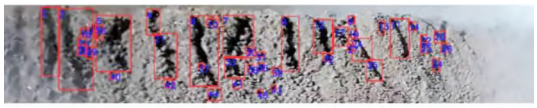


图 7 烧结混合料有效阴影图像

Fig. 7 Effective shadow block diagram of sintering mixture

将上述得到的颜色、纹理、形态特征进行相关性分析并获取相关性较大的特征量，并将其输入到 XGBoost 中得到基于颜色、纹理、形态特征的烧结混合料水分检测子模型，待下一步融合。

2.2 基于 GRU 网络烧结混合料水分检测子模型

烧结信息系统中积累了海量的历史数据，这些过程变量的波动能有效地反应混合料水分质量分数的变化，本文考虑到烧结现场过程变量具有非线性、强耦合性、时间连续性等特点，使用 GRU 时序预测网络来寻找过程变量之间的时序关系，并对水分进行检测。GRU 网络是在 LSTM 网络基础上改进的一种网络，相比于 LSTM 网络具有参数量更小、长期记忆能力更强的优点，其计算公式如下。

$$Z_t = \sigma\left[W_z \cdot (h_{t-1} \cdot x_t)\right] \tag{7}$$

$$r_t = \sigma\left[W_r \cdot (h_{t-1} \cdot x_t)\right] \tag{8}$$

$$\tilde{h}_t = \tanh\left[W_c \cdot (r_t * h_{t-1} \cdot x_t)\right] \tag{9}$$

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t \cdot \tilde{h}_t \tag{10}$$

式中：σ 为 sigmoid 函数；z_t 为更新门；r_t 为重置门；$\tilde{h}_t$ 为新的隐藏状态；h_t 为最后的输出；W_z、W_r、W_c 为需要学习的权重矩阵；* 表示状态与门的运算；x_t 为为输入；h_{t-1} 为上一时刻的状态信息。

将预处理后的过程变量输入到 GRU 网络中得到基于 GRU 网络的烧结混合料水分检测子模型，待接下来的融合。

2.3 基于多源信息融合的烧结混合料水分检测模型

为充分发挥图像与过程变量两种模态数据的优势，需要对两种数据所建烧结混合料水分检测模型进行融合。本文根据两种模态数据各自特点建立基于多源信息融合的烧结混合料水分检测模型。

设对同一时刻的输入数据，基于颜色、纹理、形态特征的烧结混合料水分检测子模型输出值为 $\hat{y}_1$，融合权重为 α，基于 GRU 网络的烧结混合料水分检测子模型输出值为 $\hat{y}_2$，融合权重为 β 联。最终融合模型的烧结混合料水分 $\hat{y}$ 计算公式为如下。

$$\hat{y} = \alpha\hat{y}_1 + \beta\hat{y}_2 \tag{11}$$

考虑到烧结现场长期以来的水分判断标准都为看水工人根据经验进行判断，因此基于图像特征的烧结混合料水分检测模型应具有更大的权重。过程变量所建烧结混合料水分检测模型具有一定效果，但由于烧结现场过程变量存在滞后、数据质量参差不齐等问题导致其检测精度不高，因此在融合中需要分配更小的权重。最后，反复选取不同系数进行试验，并对比模型的效果，得到 α 为 0.7、β 为 0.3 的融合模型准确性和稳定性最佳。

3 试验结果与讨论

在某钢厂 3#烧结厂混合料处以 1 h 为采样频率定期取样烘干，并测量取样处空气的湿度值，记录混合料水分真实值、取样时间以及混合料上方湿度值，得到 373 份样本。在现场安装的可见光摄像头拍摄的视频流中以相同采样频率截取图像 373 张。从数据库获取 2021 年 11 月 3 日—2022 年 1 月 2 日 86 400 组过程变量的原始数据，对过程变量数据与图像进行时间匹配，并写入 excel，获得 373 组配对后的图像与过程变量数据。

3.1 模型评价指标

为了验证本文所提方法的准确性及有效性，分别计算子模型、融合模型与近红外水分检测仪检测值的均方根误差（e_{RMSE}）、平均绝对误差（e_{MAE}）、命中率 J，将计算的不同模型与近红外水分检测仪检测值的这 3 个评价指标进行对比分析，这 3 个指标的计算公式如下。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$e_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right)^2} \tag{12}$$

$$e_{\mathrm{MAE}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right| \tag{13}$$

式中：$y^{(i)}$ 为样本真实值；$\hat{y}^{(i)}$ 为预测值；n 为样本数量。

根据现场专家经验，预测值与实际化验值的绝对误差值在 0.3% 范围内为可接受结果。为了更直观地展示模型预测效果，考虑模型的命中率 J，其定义如下。

$$J = \frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l} H_i \times 100\% \tag{14}$$

式中：l 表示预测样本长度；H_i 是 Heaviside 函数，定义如下。

$$H_i = \begin{cases} 1 & \| y^{(i)} - \hat{y}^{(i)} \| < 0.1 \\ 0 & \| y^{(i)} - \hat{y}^{(i)} \| \geqslant 0.1 \end{cases} \tag{15}$$

3.2　结果与讨论

将图像数据进行预处理，并分别提取纹理、颜色、形态特征，计算出各特征变量与水分真实值的最大互信息系数(用来衡量两个特征度量之间的关联程度)，计算结果如下。

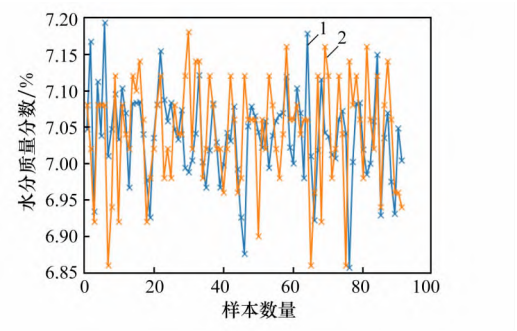
表 1　图像特征对应的最大互信息系数

Table 1　Maximum mutual information coefficient of image features

反差分	能量	熵	惯性矩	相关性	H 分量均值	H 分量标准差	H 分量斜度	S 分量均值
0.248 1	0.217 8	0.232 5	0.197 8	0.229 5	0.179 6	0.163 9	0.168 2	0.256 8

S 分量标准差	S 分量斜度	V 分量均值	V 分量标准差	V 分量斜度	平均阴影面积	最大阴影面积	阴影数量
0.237 3	0.234 8	0.209 3	0.231 5	0.204 3	0.241 8	0.206 2	0.239 2

选取相关性较大的反差分、熵、相关性、S 一阶矩、S 二阶矩、S 三阶矩、V 二阶矩、平均阴影面积、阴影数量作为输入变量，将其输入到 XGBoost 中进行训练，得到基于图像特征的烧结混合料水分检测子模型，其检测曲线如图 8 所示。



1—预测值；2—真实值。

图 8　基于图像特征的烧结混合料水分检测模型

Fig. 8　Moisture detection model of sintering mixture based on image features

将过程变量数据进行预处理并计算各变量与水分真实值的最大互信息系数，计算结果如表 2 所示。

选取相关性较高的近红外水分检测值、一混加水量、风箱废气温度、风箱负压、主抽风机入口温度、烟道压力、轻烧仓流量作为输入变量。将其输入到GRU网络中进行训练得到基于 GRU 的烧结混合料水分检测子模型，其检测曲线如图 9 所示。

表 2　过程变量最大互信息系数

Table 2　Maximum mutual information coefficient of process variables

水分检测值	一混加水量	风箱废气温度	风箱负压	主抽风机入口温度	烟道温度	烟道压力	一混料温	生石灰仓流量	轻烧仓流量
0.727 7	0.351 2	0.247 3	0.251 2	0.247 2	0.232 5	0.248 7	0.204 7	0.230 5	0.243 1

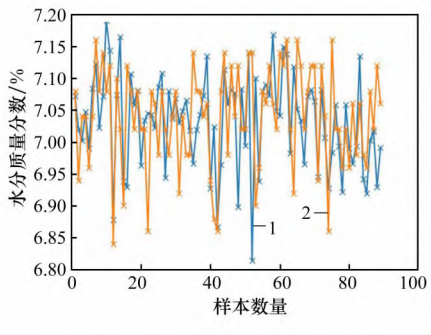
将进行时序匹配后的数据输入到融合模型，并按照本文所提方法进行融合，得到基于多源信息融合的烧结混合料水分检测模型，其检测曲线如图 10 所示。

计算各水分检测模型与现场安装的近红外水分检测仪检测值的性能评价指标，结果如表 3 所示。

由表 3 可看出，基于图像特征的烧结混合料水分检测子模型与基于 GRU 网络的烧结混合料水分检测子模型检测性能均高于现场的近红

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

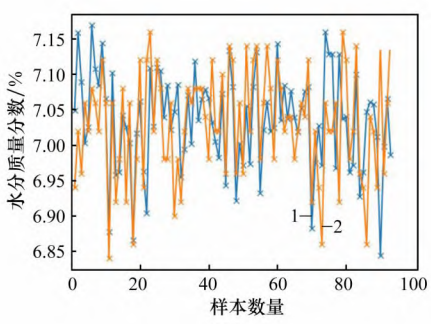
外水分检测仪检测值。分析原因认为，近红外水分检测仪长期使用镜头的表面具有灰尘、料种变化导致水分标定曲线偏移等外界环境因素。融合模型的效果好于这两个不同子模型，这表明本文所提融合方法能较好的发挥不同模型之间的优势，能充分发挥不同模态数据的优势，因此最终检测值能保持较好的精度。



1—预测值；2—真实值。

图 9 基于 GRU 网络的烧结混合料水分检测模型

Fig. 9 Moisture detection model of sintering mixture based on GRU network



1—预测值；2—真实值。

图 10 基于多源信息融合的烧结混合料水分检测模型

Fig. 10 Moisture detection model of sintering mixture based on multi-source information fusion

表 3 不同水分检测方式的检测性能对比

Table 3 Comparison of detection performance of different moisture detection methods

水分检测方式	均方根误差	平均绝对误差	命中率/%
近红外检测	0.090 3	0.077 4	73.6
GRU 网络预测	0.086 1	0.080 1	76.4
图像特征预测	0.085 2	0.066 5	79.3
多源信息融合预测	0.077 8	0.058 4	82.1

4 结 论

烧结混合料水分精准测控对改善混合料透气性，提高烧结矿的产、量具有重要作用。本文针对烧结混合料水分难以精准检测的难题，提出一种基于多源信息融合的烧结混合料水分智能在线检测方法。具体结论如下。

(1) 搭建的烧结混合料水分检测系统，能实时、稳定获取烧结现场图像与过程变量数据。

(2) 定义并提取的形态特征最大阴影面积、阴影数量、平均阴影面积能有效反应烧结混合料水分质量分数的变化。

(3) 经过试对比，本文所提融合模型的水分检测结果的稳定性和准确性均高于单一模态数据模型与现场水分检测仪的结果，表明融合模型能有效发挥这两种子模型的优势，且能有效提升现场水分检测精度。

参考文献:

[1] 刘金刚，吕庆，刘浏，等. 烧结混合料水含量测量方法综述[J]. 中国冶金，2005(9)：14－18.
LIU Jingang, LÜ Qing, LIU Liu, WANG Xinhua. Contrast study on measuring methods of sintering mixture moisture content[J]. China Metallurgy, 2005(9): 14－18.

[2] 张蒙飞，李绍铭，徐龙淞. 烧结混合料水分在线检测装置研究[J]. 烧结球团，2021，46(5)：8－14.
ZHANG Mengfei, LI Shaoming, XU Longsong. Research on-line detection device for moisture of sintering mixture[J]. Sintering and Pelletizing, 2021, 46(5): 8－14.

[3] 李珍义. 电导式烧结混合料专用水分仪的研究[D]. 沈阳：东北大学，2013.
LI Zhenyi. Research on conductometric water-content meter specially used in sinter mixture[D]. Shenyang: Northeastern University, 2013.

[4] 张宝俊. 阻抗式烧结混合料水分仪研究[D]. 沈阳：东北大学，2014.
ZHANG Baojun. Research on impedance water-content meter used in sinter mixture[D]. Shenyang: Northeastern University, 2014.

[5] 伍玉涛. 铁精矿水分微波检测仪研发[D]. 杭州：杭州电子科技大学，2013.
WU Yutao. Development of iron concentrate microwave moisture detector[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2013.

(下转第 42 页)

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

382.

[16] HANCOCK J D, SHARP J H. Method of comparing solid-state kinetic data and its application to the decomposition of kaolinite, brucite, and $BaCO_3$ [J]. Journal of the American Ceramic Society, 1972, 55(2): 74 – 77.

[17] MONAZAM E R, BREAULT R W, SIRIWARDANE R. Kinetics of magnetite (Fe_3O_4) oxidation to hematite (Fe_2O_3) in air for chemical looping combustion [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2014, 53(34): 13320 – 13328.

[18] DING C, LÜ X, LI G, et al. Isothermal reduction of powdery $2CaO \cdot Fe_2O_3$ and $CaO \cdot Fe_2O_3$ under H_2 atmosphere [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2018, 43(1): 24 – 36.

[19] DUDA J L, VRENTAS J S. Analysis of free diffusion experiments in binary systems [J]. Industrial & Engineering Chemistry Fundamentals, 1965, 4(3): 301 – 308.

(上接第24页)

[6] JAIN S, KUMAR M P, VIKAS T V. Design and analysis of dual frequency microwave moisture sensor based on rectangular microstrip antenna [J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 47(18): 6441 – 6448.

[7] SAMIR T, MICAH A L, STUART O N. Density-independent calibration functions for nondestructive moisture sensing in flowing grain [J]. Journal of Microwave Powe r and Electromagnetic Energy, 2019, 53(2): 69 – 80.

[8] BONA M T, ANDRéS J M. Coal analysis by diffuse reflectance near-infrared spectroscopy: Hierarchical cluster and linear discriminant analysis [J]. Talanta, 2007, 72(4): 1423 – 1431.

[9] CLAUDIA C C, BU Dongsheng, DOUGLAS B. Comparison of near infrared and microwave resonance sensors for at-line moisture determination in powders and tablets [J]. Analytica Chimica Acta, 2011, 696(1): 84 – 93.

[10] STEFANSSON P, THIIS T, GOBAKKEN L R, et al. Hyperspectral NIR time series imaging used as a new method for estimating the moisture content dynamics of thermally modified scots pine [J]. Wood Material Science & Engineering, 2021, 16(1): 49 – 57.

[11] OLESYA D, TOM S. Monitoring of the residual moisture content in finished textiles during converting by NIR hyperspectral imaging [J]. Talanta, 2021, 221: 121567.

[12] 邬鹏程. 烧结混合料水分检测与控制的研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2012.
WU Pengcheng. Research on the measurement and control of moisture in sinter mixture [D]. Shenyang: Northeastern University, 2012.

[13] 白路军. 近红外水分检测仪研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
BAI Lujun. Research on the near infrared moisture measurement instrument [D]. Shenyang: Northeastern University, 2013.

[14] 王福斌, 刘贺飞, 何江红, 等. 烧结运行工艺参数分析及烧结行为模型构建 [J]. 烧结球团, 2020, 45(6): 29 – 34; 68.
WANG Fubin, LIU Hefei, HE Jianghong, et al. Analysis on operation process parameters of sintering and construction of sintering behavior model [J]. Sintering and Pelletizing, 2020, 45(6): 29 – 34; 68.

[15] WEI Chen, BAO Xiangwang, YING Chen, et al. Using BP neural network to predict the sinter comprehensive performance: FeO and sinter yield [J]. Advanced Materials Research, 2013, 2593(771 – 771): 209 – 212.

[16] 丁园, 王斌, 鄢进冲, 等. 基于二维区间自回归模型的烧结终点预测 [J]. 烧结球团, 2017, 42(3): 1 – 6; 15.
DING Yuan, WANG Bin, YAN Jinchong, et al. Prediction of burning through point based on two-dimensional interval autoregressive model [J]. Sintering and Pelletizing, 2017, 42(3): 1 – 6; 15.

[17] 尹学, 李绍铭, 闫成忍. 基于 GA-PSO-BP 神经网络的烧结终点预测模型 [J]. 烧结球团, 2020, 45(6): 35 – 39; 46.
YIN Xue, LI Shaoming, YAN Chengren. Prediction model of BTP based on GA-PSO-BP neural network [J]. Sintering and Pelletizing, 2020, 45(6): 35 – 39; 46.

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net