文章编号：1672-8785(2018)04-0043-06

基于回转窑表面的红外双波段测温方法研究

程亚军　舒　倩

（重庆邮电大学信号与信息处理重庆市重点实验室，重庆　400065）

摘　要：回转窑是水泥熟料生产中的重要煅烧设备。在生产过程中，需要通过对回转窑的表面温度进行测量来监测窑体内部的生产状态。传统方法使用单波段红外测温对回转窑的表面温度进行监测，但是这种方法的测温精度不高，无法获取准确的测温数据。为了提高回转窑表面测温精度，提出了一种红外双波段测温方法。首先对传统的回转窑测温方法进行了理论分析，包括影响测温的几种主要因素；然后介绍了双波段测温原理，并推导出了基于回转窑的双波段测温模型；最后对其进行了实验验证。结果表明，与传统的单波段测温方法相比，本文方法在温度测量方面具有更高的精度。

关键词：回转窑；单波段；红外测温；测温精度；双波段

中图分类号：TN219　**文献标志码**：A　**DOI**：10.3969/j.issn.1672-8785.2018.04.009

Study of Infrared Dual Band Temperature Measurement Method Based on Surface of Rotary Kiln

CHENG Ya-jun, SHU Qian

(Chongqing Key Lab of Signal and Information Processing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Rotary kilns are important calcining equipment in cement clinker production. In the production process of cement clinker, the surface temperature of a rotary kiln should be measured so as to monitor the internal production state of the kiln. Traditional methods usually use single-band infrared temperature measurement technology to monitor the surface temperature of rotary kilns. However, their temperature measurement accuracy are not high enough to obtain accurate temperature measurement data. To improve the measurement accuracy of surface temperature of a rotary kiln, a dual-band infrared temperature measurement method is proposed. First, the traditional rotary kiln temperature measurement method and several main factors which affect temperature measurement are analyzed theoretically. Then, the principle of dual-band temperature measurement is presented and a dual-band temperature measurement model based on the rotary kiln is deduced. Finally, the model is verified experimentally. The experimental result shows that this dual-band infrared temperature measurement method has higher temperature measurement accuracy compared with the traditional single-band temperature measurement method in temperature measurement.

收稿日期：2018-02-09

基金项目：国家自然科学基金项目(61671094)；重庆市科委项目(CSTC2015JCYJA40032)

作者简介：程亚军(1990-)，男，河南信阳人，硕士研究生，主要从事红外图像处理和嵌入式软件开发等方面的研究。E-mail：cyjenter@163.com

Key words: rotary kiln; single band; infrared temperature measurement; temperature measurement precision; dual band

0 引言

回转窑是物料煅烧环节中的大型核心设备，也是重大能耗设备，其运转情况直接决定着企业产品的质量、产量和生产成本[1-2]。温度是回转窑生产过程中最重要的热工参数之一，因此需要对回转窑的内部温度进行实时监测，以防止由于该温度过高而引起安全事故或者由于温度过低而影响产品质量[3]。回转窑的表面温度在一定程度上反映了窑体内部温度，因此通过监测回转窑的表面温度可以达到监测窑体内部温度的目的。所以对回转窑的表面温度进行监测是一项势在必行的工作。

回转窑表面测温精度不高是研究人员一直关注的问题。比如，Yi Z 等人提出了一种线性补偿方法，即通过测量红外测温设备在最大测温距离处所测的温度与真实温度之间的差值来计算补偿系数，然后建立补偿系数与距离之间的关系式，从而对温度进行补偿[4]。这种补偿方法在一定程度上提高了测温精度，但其误差还是较大。Guo Z 等人在传统线性补偿方法的基础上提出了一种非线性补偿方法。他们通过测量红外测温系统在不同测温距离处的温度衰减，并利用多项式拟合方法得出衰减温度与距离之间的关系式，然后对测量温度进行补偿，从而提高测量精度[5]。Dai S 等人使用一种指数模型对所测温度进行了补偿，提高了回转窑表面测温精度[6]。以上这些补偿方法可以在一定程度上提高回转窑表面测温精度，但是由于回转窑表面积大、表层钢板氧化与锈蚀严重以及容易附着粉尘等原因，其表面的发射率难以准确设定，因此通过设定发射率来测量回转窑筒体温度会存在很大误差。同时由于回转窑表面的红外热辐射能量需要传播一段距离才能到达探测器，而辐射能在传播时又容易受到环境中灰尘、水蒸气、烟雾等的吸收、反射和散射，所以红外辐射能量会发生衰减。因此，基于普朗克定律的单波段红外扫描测温方法难以准确地对窑筒体表面温度进行测量。

本文提出一种无需设定目标发射率且可消除测量路径中大气、粉尘、烟雾等因素干扰的红外双波段测温方法。该方法对于提高回转窑表面温度的测量精度具有重要作用。首先对传统的扫描测温方法进行分析，找出影响回转窑扫描测温精度的因素；然后根据分析数据提出基于回转窑的双波段测温模型，并开展实验室测温实验。

1 传统的红外扫描测温方法

回转窑是一个大型筒体结构，而探测器的测温视场较小，因此需要借助扫描系统来扩大测温视场。在回转窑扫描测温中，基于同步扫描系统的红外扫描仪是一种重要的测温设备。在该系统的作用下，扫描仪可以实现同步转角扫描，即按照设定的扫描路线和周期完成对回转窑表面的扫描。同步扫描系统可以分为光学系统和机械扫描装置两个部分。通过在机械扫描装置上固定光学反光镜，可以将入射到镜片上的红外光发射到固定在扫描仪内部的红外探测器上。图 1 为回转窑现场扫描测温的示意图。其中，扫描仪被安装在与窑体的垂直距离为 h 的位置上，而且两者处于同一水平面。当扫描视场角范围为 θ 时，可以得到一条扫描线的温度点信息。驱动系统使光学镜片每旋转一个角度，探测器就可获得一个扫描点的温度信息。当电机带动光学镜片快速转动一圈并且回转窑旋转一圈时，扫描仪便可实现对整个回转窑表面温度数据的探测。

回转窑筒体表面的红外辐射能量要经过大气传播才能最终到达红外测温设备。它在传播过程中会受到环境温度、水蒸气、粉尘等多种因素的影响。所以红外探测器接收到的辐射能

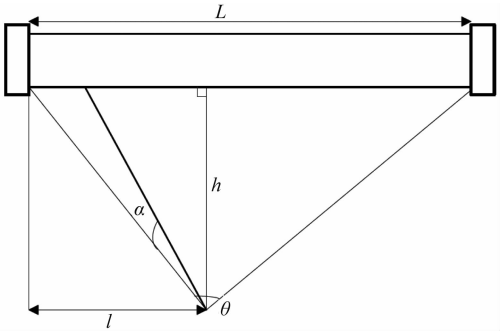

图 1 回转窑扫描测温的示意图

量不仅是回转窑表面的辐射能，而且还包括回转窑表面反射周围热环境的辐射能以及大气辐射能。其中前两种辐射能要经过大气衰减后才能到达红外探测器。回转窑筒体表面的红外辐射度为

$$L_\lambda = \varepsilon(\lambda, T_{obj}) L_a(\lambda, T_{obj}) + (1-\alpha_\lambda) L_\alpha(\lambda, T_{sur}) \tag{1}$$

式中，$\varepsilon(\lambda, T_{obj})$为回转窑筒体表面的发射率；$T_{obj}$为回转窑筒体表面的温度；$\alpha_\lambda$ 为环境的吸收率；T_{sur}为环境温度。式(1)的第一部分表示回转窑筒体表面的光谱辐射度，第二部分表示回转窑筒体表面反射的环境光谱辐射度。作用于探测器的红外辐射度为

$$E_\lambda = A_{obj} d^{-2} [\tau_{a\lambda} \varepsilon_\lambda L_\alpha(\lambda, T_{obj}) + \tau_{a\lambda} \times (1-\alpha_\lambda) L_\alpha(\lambda, T_{sur}) + \varepsilon_{a\lambda} L_\alpha(\lambda, T_{atm})] \tag{2}$$

式中，A_{obj} 为测温仪最小空间张角所对应的目标可视面积；d 为回转窑到测温仪的测量距离，$A_{obj} d^{-2}$通常为常数；$\tau_{a\lambda}$为大气透射率；$\varepsilon_{a\lambda} L_\alpha(\lambda, T_{atm})$为大气光谱辐射亮度；$\varepsilon_{a\lambda}$为物体发射率；$T_{atm}$为大气温度。

从式(2)中可以看出，由于回转窑表面的测温精度受到大气辐射的影响，入射到红外探测器上的波长为 λ 的辐射功率为

$$P_\lambda = A_R \times E_\lambda \tag{3}$$

式中，P_λ 为波长为 λ 的辐射功率；A_R 为红外透镜的面积；E_λ 为波长为 λ 的辐射照度。在探测器的工作波段 $\Delta\lambda \in [\lambda_{min}, \lambda_{max}]$上对入射的辐射能进行积分，并把其转换为一个与辐射能量成正比的电压信号。红外辐射功率与电压信号的转换公式为

$$V_{out} = \int_{\Delta\lambda} E_\lambda A_R R_\lambda \tau_f \tau \mathrm{d}\lambda \tag{4}$$

式中，V_{out}为探测器响应的电压信号；R_λ 为探测器的光谱响应度；τ_f 为光学系统的透过率。所以由式(2)～式(4)可得，测温仪的输出公式为

$$V_{out} = \int_{\Delta\lambda} A_R \tau_f R_\lambda A_{obj} d^{-2} [\tau_{a\lambda} \varepsilon_\lambda \times L_\alpha(\lambda, T_{obj}) + \tau_{a\lambda}(1-\alpha_\lambda) \times L_\alpha(\lambda, T_{sur}) + \varepsilon_{a\lambda} L_\alpha(\lambda, T_{atm})] \mathrm{d}\lambda \tag{5}$$

式(5)表明，在红外测温过程中，回转窑表面的辐射能量需要传输一段距离后才能被测温系统捕获。该能量在大气传输时会产生衰减，其间的影响因素主要有两方面：一是大气中某些气体(H_2O、CO_2 等)的吸收，二是大气分子和气溶胶的散射，而且吸收和散射作用会随波长变化。因此，红外辐射传输过程中的大气透过率可以表示为

$$\tau(\lambda) = \tau_s(\lambda) \tau_a(\lambda) \tag{6}$$

式中，$\tau_s(\lambda)$与大气的散射作用有关；$\tau_a(\lambda)$与大气的吸收作用有关[7]。由于大气成分复杂，即使对于同一波长的红外光，不同大气成分的吸收和散射作用也不同。对于粒子的散射作用来说，红外辐射波长、粒子大小和浓度是关键的影响因素。粒子对红外辐射的散射符合指数规律，其公式可表示为

$$\tau_s(\lambda) = P_{\lambda R} / P_{\lambda 0} = \exp\{-\mu_s(\lambda) R\} \tag{7}$$

式中，$P_{\lambda R}$为测温距离 R 处的辐射功率；$P_{\lambda 0}$为红外辐射在进入空气之前的辐射功率；R 为测温距离；$\mu_s(\lambda)$为空气介质的散射系数。与吸收作用有关的透过率可以表示为

$$\tau_a(\lambda) = \prod_{i=0}^{n} \tau_{a_i}(\lambda) = \exp\{-\gamma(\lambda) R\} \tag{8}$$

式中，$\psi(\lambda)$为大气散射系数；$\gamma(\lambda)$为大气吸收系数；R 为红外传输距离。由式(6)～式(8)可得到大气透过率的表达式：

$$\tau(\lambda) = \exp\{-[\mu_s(\lambda) + \mu_a(\lambda)] R\} \tag{9}$$

式(9)表明，大气透过率与测温距离有直接关

系。由式(5)可知，大气透过率是影响测温精度的主要因素。从以上分析中可以看出，在对回转窑表面温度进行测量时，被测物体表面的发射率和大气的透过率都会影响测温精度。因此，传统的单波段测温方法难以准确获取回转窑的表面温度数据，所以本文提出使用双波段测温方法来测量回转窑的表面温度。双波段测温方法可在无需知道物体发射率的条件下，准确测量物体表面温度，而且其抗衰减能力更强，在复杂的测温环境中能够提高物体测温精度，因而适用于回转窑表面温度测量。

2 双波段测温模型的建立

双波段测温是指测量被测目标在两个波段的辐射积分，然后由两者的比值来确定被测目标的辐射温度[8-9]。回转窑表面是一个温度范围为100℃～500℃的辐射源，环境温度较低，而且双波段测温是比值测温，因此环境辐射可以忽略不计。根据双波段测温原理，双波段信号的比值可以表示为

$$\frac{V_1}{V_2}=\frac{\int_{\Delta\lambda_1} R_{\lambda_1}\tau_{f_1}\tau_{\lambda_1}\varepsilon_{\lambda_1} l(\lambda_1,T_{obj})\mathrm{d}\lambda_1}{\int_{\Delta\lambda_2} R_{\lambda_2}\tau_{f_2}\tau_{\lambda_2}\varepsilon_{\lambda_2} l(\lambda_2,T_{obj})\mathrm{d}\lambda_2} \tag{10}$$

式(10)为辐射目标双波段测温模型，即通过测量两个探测器的输出电压值来计算辐射目标的温度。其中，ε_{λ_1} 和 ε_{λ_2} 为辐射目标在两个波段的发射率；R_{λ_1} 和 R_{λ_2} 为探测器在两个波段的光谱响应率；τ_{f_1} 和 τ_{f_2} 为光学系统的透过率；τ_{λ_1} 和 τ_{λ_2} 为两个波段的大气透过率。

实际的回转窑筒体表面可以近似看成一个灰体，所以辐射目标在两个波段的发射率近似相等。对于某一红外波段，大气透过率采用平均透过率。因此式(10)可以表示为

$$\begin{aligned}R(\mathrm{T})&=\frac{\int_{\Delta\lambda_1} R_{\lambda_1}\tau_{f_1}\tau_{\lambda_1} l(\lambda_1,T_{obj})\mathrm{d}\lambda_1}{\int_{\Delta\lambda_2} R_{\lambda_2}\tau_{f_2}\tau_{\lambda_2} l(\lambda_2,T_{obj})\mathrm{d}\lambda_2}\\&=K\cdot\frac{\int_{\Delta\lambda_1} l(\lambda_1,T_{obj})\mathrm{d}\lambda_1}{\int_{\Delta\lambda_2} l(\lambda_2,T_{obj})\mathrm{d}\lambda_2}\end{aligned} \tag{11}$$

式中，K 为系统因子，与测温系统的自身属性有关。在实际测温中，K 为定值，不受测温环境的影响。根据式(10)和式(11)，采用多项式拟合方法拟合出比值 $R(T)$ 与温度 T 的关系式，并由比值求出辐射目标的温度。

3 实验分析

本文利用武汉凯尔文公司生产的黑体来模拟辐射目标，其最高温度为300℃，辐射面大小为Φ100 mm，有效发射率为0.97，温度分辨率为0.1℃～0.01℃。选用 $\Delta\lambda_1\in[2,4.6]$ μm波段和 $\Delta\lambda_2\in[8,12]$ μm 波段的红外热像仪进行辐射能量测试。具体的实验步骤如下：

(1)将辐射黑体放在距离热像仪 8 m 的位置上。以 383 K 为起始温度，以 10 K 为温度间隔，设置温度 T_1、T_2、T_3、...、T_{15}。

(2)在上述温度下，测量两个波段的红外辐射能量并计算它们的比值。

(3)利用 Matlab 仿真软件中的多项式关系拟合出比值与温度之间的关系式。

根据以上步骤可以得到表 1 中的测试数据以及下面的拟合关系式。

表 1 温度与双波段辐射能比值的对应数据

温度 T (K)	波段 $\Delta\lambda_1$ 的辐射能 (mV)	波段 $\Delta\lambda_2$ 的辐射能 (mV)	比值 $R(T)$
383	719	739	0.973
393	792	812	0.975
403	865	878	0.985
413	917	944	0.971
423	1023	1010	1.013
433	1102	1076	1.026
443	1228	1142	1.075
453	1327	1208	1.098
463	1505	1274	1.181
473	1670	1333	1.252

从表 1 中可以看出，双波段辐射能比值会随温度 T 的升高而增大。由此可知，能量比值与温度之间存在一定的映射关系。使用数据分析软件对比值 $R(T)$ 与温度 T 的变化趋势进行了分析，得到了图 2 所示的变化趋势图。此时便可根据该图的变化趋势进行相应的曲线

拟合。

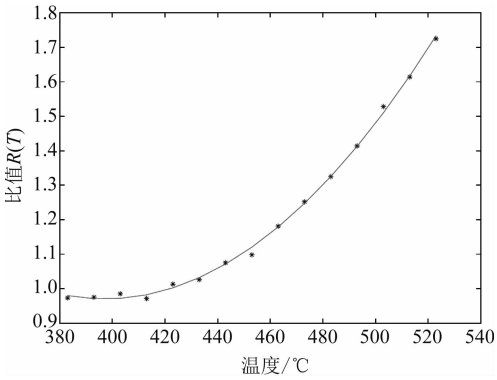

图 2 双波段辐射能比值与温度的关系曲线

从图 2 中可以看出，红外双波段辐射能比值 $R(T)$随温度 T 成单调递增关系。两者的映射关系可用多次曲线模型进行描述。通过利用 Matlab 软件中的二次多项式关系对图 2 中的曲线进行拟合，可以得到以下关系：

$$R(T)=4.8\times10^{-5}T^2-0.0383T+8.5838 \tag{12}$$

二项式拟合的匹配度为 0.99813，满足相关要求。故由式(12)可得，红外双波段辐射能比值与温度之间具有一一对应关系，表明利用红外双波段辐射能比值进行温度测量的方法具有可行性。

4 实验误差分析

下面对相同环境条件(如相同的目标距离、相同的干扰介质)下红外热目标的温度进行测量。该目标的温度范围可在 40℃～300℃内调整。图 3 所示为红外双波段比值测温和单波段测温数据及其误差对比。可以看出，双波段比值测温的误差小于单波段测温。

用 T_{S_j} 表示实际设定温度与传统测温方法所测的温度值之间的误差。由图 3 中的数据可以计算出传统方法的平均测温误差：

$$T_{S_a}=\frac{\sum_{i=1}^{14}|T_{S_j}|}{14}\approx28.1 \tag{13}$$

用 T_{d_j} 表示实际设定温度与本文方法所测的温度值之间的误差，则使用双波段测温方法时的平均测温误差为

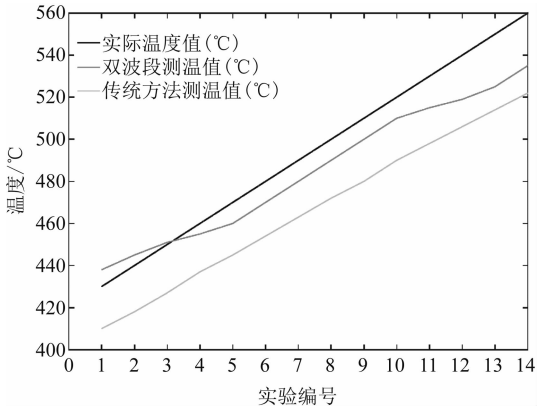

图 3 实验分析图

$$T_{d_a}=\frac{\sum_{i=1}^{14}|T_{d_i}|}{14}\approx11.7 \tag{14}$$

由式(13)和式(14)可计算出双波段测温方法与传统测温方法的测温误差比值：

$$\frac{T_{S_a}}{T_{d_a}}\approx2.4 \tag{15}$$

由式(15)可知，与传统的回转窑测温方法相比，本文方法的测温精度提高了 2.4 倍。

5 结束语

回转窑是工业生产中重要的生产设备。采用传统方法对回转窑表面温度进行实时监测的过程中存在测温精度不高的问题。因此，本文提出了一种用于回转窑表面温度测量的双波段测温方法。实验结果表明，与传统的测温方法相比，本文方法可以提高被测目标的测温精度，因而在回转窑应用方面具有一定的价值。虽然该方法能够提高测温精度，但是在双波段测温中，本实验为了获取足够大的辐射能量而选取了过宽的波段，而波段选择又会对测温精度产生一定的影响，所以我们后续将对基于回转窑的双波段测温方法中的波段带宽选择问题进行研究，以便进一步提高测温精度。

参考文献

[1] 徐琪，危琦. 浅谈回转窑筒体测温的红外扫描监测系统 [J]. **有色冶金设计与研究**，2008，**29**(5)：22-24.

[2] 杜晓克，王少林，陈佩茹. 模糊模式识别应用

于回转窑内衬故障检测 [J]. **微计算机信息**, 2009, **25**(10): 286-288.

[3] 高彦. 窑筒体温度图像在线监测系统的研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2006.

[4] Yi Z, Xiao H, Song J. An Alumina Rotary Kiln Monitoring System Based on Infrared Ray Scanning [J]. *Measurement Journal of the International Measurement Confederation*, 2013, **46**(7): 2051-2055.

[5] Guo Z, Dai S, Liu J, et al. Research on Application of Polynomial Fitting Technique in Rotary Kiln Infrared Temperature Measurement System [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, **79**: 160-164.

[6] Dai S, Yu L, Zhang X, et al. Research on Surface Temperature Compensation of Rotary Kiln Based on Inverse Exponential Model [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, **88**: 128-132.

[7] 朱江江. 基于无线传输的瞬态温度比色测温系统设计与实现 [D]. 太原: 中北大学, 2017.

[8] 李云红, 王瑞华, 李禹萱. 双波段比色测温技术及实验测试 [J]. **激光与红外**, 2013, **43**(1): 71-75.

[9] 李云红, 马蓉, 张恒, 等. 双波段比色精确测温技术 [J]. **红外与激光工程**, 2015, **44**(1): 27-35.

(上接第 38 页)

[3] Noh H, Hong S, Han B. Learning Deconvolution Network for Semantic Segmentation [C]. Las Vegas: *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2016: 1520-1528.

[4] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, **37**(99): 1-1.

[5] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFs [J]. *Computer Science*, 2014, **30**(4): 357-361.

[6] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition [C]. Las Vegas: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.

[7] Zhou B, Khosla A, Lapedriza A, et al. Object Detectors Emerge in Deep Scene CNNs [J]. *arXiv*: 1412. 6856, 2014.

[8] Song S, Lichtenberg S P, Xiao J. SUN RGB-D: A RGB-D Scene Understanding Benchmark Suite [C]. Boston: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 567-576.

[9] Couprie C, Farabet C, Najman L, et al. Indoor Semantic Segmentation using depth information [C]. Scottsdale: International Conference on Learning Representations, 2013: 1-8.

[10] Jia Y, Shelhamer E, Donahue J, et al. Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding [C]. Orlando: 22nd Acm International Conference on Multimedia, 2014: 675-678.

[11] Kendall A, Badrinarayanan V, Cipolla R. Bayesian SegNet: Model Uncertainty in Deep Convolutional Encoder-Decoder Architectures for Scene Understanding [J]. *arXiv*: 1511. 02680, 2015.

[12] Hazirbas C, Ma L, Domokos C, et al. Fusenet: Incorporating Depth into Semantic Segmentation via Fusion-based Cnn Architecture [C]. Taibei: 13th Asian Conference on Computer Vision (ACCV), 2016: 213-228.

[13] Lin G, Shen C, Van d H A, et al. Exploring Context with Deep Structured models for Semantic Segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, **39**(99): 1-1.