



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114061766 A

(43) 申请公布日 2022. 02. 18

(21) 申请号 202111474356.5

(22) 申请日 2021.12.06

(71) 申请人 西北工业大学上海闵行协同创新中心

地址 201108 上海市闵行区申南路515号A座605室

申请人 上海理工大学
上海新力动力设备研究所

(72) 发明人 杨斌 平力 樊荣 万代红
时志权 杨杨 王文松 闫亦菲
胡海航 倪虎 邱礼 车沈荣
刘哲昊

(51) Int. Cl.
G01J 5/48 (2006.01)

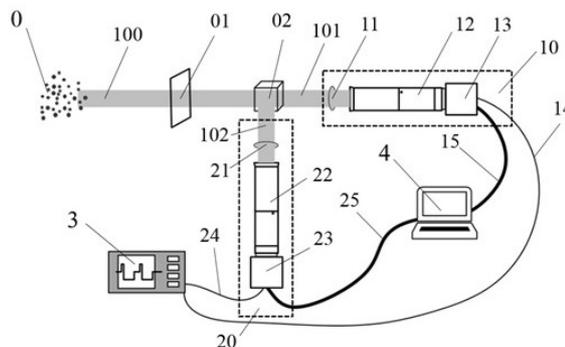
权利要求书6页 说明书14页 附图4页

(54) 发明名称

一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置与方法

(57) 摘要

根据本发明提供的一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置与方法,结合直接成像与光谱成像技术,通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步,采用神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相关性,基于多光谱重建与温度反演算法,对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建,实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量,解决辐射图像法多相组分测温精度低与辐射光谱图像空间分辨率低的问题。颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置由石英玻璃板、分光棱镜、光谱成像单元、直接成像单元、同步触发器、图像处理单元、控制与信号线缆组成。



1. 一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置, 结合直接成像与光谱成像技术, 通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步, 采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相关性, 基于多光谱重建与温度反演算法, 对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建, 实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量, 其特征在于, 包括: 石英玻璃板、分光棱镜、光谱成像单元、直接成像单元、同步触发器、图像处理单元、控制与信号线缆组成, 其中, 颗粒辐射光经石英玻璃板由分光棱镜分光, 一束光进入光谱成像单元获得高光谱分辨率的颗粒燃烧辐射光谱图像, 另一束光进入直接成像单元获得高空间分辨率的颗粒燃烧辐射图像; 石英玻璃板为了防止燃烧颗粒污染光学元器件; 同步触发器用于同步光谱成像单元与直接成像单元同时工作; 图像处理单元通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步, 采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相关性, 基于多光谱重建与温度反演算法, 对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建, 实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量。

2. 根据权利要求1所述的颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置, 其特征在于, 所述光谱成像单元包括光谱成像衰减片、光谱成像镜头与光谱相机组成, 颗粒辐射光经分光棱镜分光后一束光进入光谱成像衰减片衰减后, 由光谱成像镜头调节, 并进入光谱相机成像, 获得颗粒燃烧过程辐射多光谱图像; 所述直接成像单元包括直接成像衰减片、直接成像镜头与工业相机组成, 颗粒辐射光经分光棱镜分光后另一束光进入直接成像衰减片衰减后, 由直接成像镜头调节, 并进入工业相机成像, 获得颗粒燃烧过程辐射图像。

3. 根据权利要求1所述的颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置, 其特征在于, 所述图像处理部, 其特征在于, 通过信号线缆与光谱成像单元的光谱相机及直接成像单元的工业相机连接, 通过获得通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步图像, 采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相关性, 基于多光谱重建与温度反演算法, 对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建, 实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量。

4. 根据权利要求1所述的颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置, 其特征在于, 所述光谱相机由聚光透镜、光学狭缝、调节透镜、光栅、成像透镜、微阵列透镜、光电探测阵列、数字图像采集单元与图像处理器组成, 其中, 聚光透镜用于调节颗粒辐射光信号聚光成像位置平面; 光学狭缝用于减少环境光影响; 调节透镜用于调节颗粒图像辐射光平行进入光栅; 光栅用于分解不同波长的光信号; 成像透镜用于调节波长分光信号以进入微阵列透镜; 微阵列透镜用于汇聚光进入光电探测阵列; 光电探测阵列用于将光信号转换为电信号; 数字图像采集单元用于将接收的光电探测阵列电信号转化为数字图像信号; 图像处理器用于将接收的数字图像信号处理得到颗粒燃烧辐射光谱图像。

5. 一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温方法, 其特征在于, 主要包括颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步、采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像两个过程, 基于多光谱重建与温度反演算法, 对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建测温, 具体包括以下步骤:

S1: 采用颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置, 通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步, 同步获得颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像;

S2: 颗粒燃图像纹理尺寸归一化;

- S3:同步颗粒燃烧图像角度矫正及平移矫正;
 S4:颗粒燃烧图像的目标识别;
 S5:建立光谱维数与图像维数的人工神经网络模型;
 S6:基于误差逆向传播算法训练人工神经网络模型;
 S7:人工神经网络隐含层层数与神经元数目优化;
 S8:燃烧颗粒辐射图像多光谱重建及其温度反演。

6. 根据权利要求5所述的颗粒燃烧过程多光谱重建测温方法,其特征在于,所述颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步过程包括:

所述颗粒燃图像纹理尺寸归一化是将工业相机与光谱相机传感器的响应图像进行纹理尺寸的归一化;工业相机图像的像素分辨率要高于光谱相机图像,因此,纹理尺寸归一化的过程也是辐射图像的清晰度向辐射多光谱图像清晰度退化的过程;获取的辐射图像可表示为矩阵形式 $X_{M \times N \times 3}$,其中 $M \times N$ 为其空间分辨率,辐射多光谱图像矩阵表示为 $Y_{m \times n \times l}$,空间分辨率为 $m \times n$, l 为波段数目;需要将 X 的分辨率 $M \times N$ 退化为 $m \times n$,才能对两个相机图像数据集的像素进行模型训练,这个过程要考虑传感器分辨率、像元面积的因素,辐射图像的退化系数 C 表示为:

$$C = \sqrt{\frac{S_x - l}{S_x}}$$

其中, S_x 是工业相机传感器的像元面积, S_y 是光谱相机传感器的像元面积,将矩阵 $X_{M \times N \times 3}$ 退化为 $X_{m \times n \times 3}$,可实现辐射图像和辐射多光谱图像的纹理尺寸归一化,从而使辐射图像中各个对应的像素点显示燃烧颗粒相同的纹理位置;

所述同步颗粒燃烧图像角度矫正及平移矫正是为了解决颗粒燃烧辐射信号经过分光棱镜后,两个相机传感器探测得到的同一物体的图像可能存在角度偏斜和平移量的问,采用背光法拍摄标定板图像,并利用互相关的模板匹配分析方法来计算得到两张图像之间的平移量和旋转角度;模板匹配的互相关分析是将灰度化后的辐射图像和辐射多光谱图像分别定义为图像模板矩阵 X 和 Y ,通过分析模板之间的互相关系数来匹配图像;模板矩阵 X 经过位移和旋转变化后得到 $X_{i,j,\theta}$,变化公式为:

$$X_{i,j,\theta}(m,n) = X[(m - \cos\theta - n \cdot \sin\theta + i), (m \cdot \sin\theta + n \cdot \cos\theta + j)]$$

其中, m 、 n 表示模板矩阵 X 的行列值, i 和 j 为模板 X 在平行和垂直方向的平移量, θ 为逆时针旋转的角度,变换后得到模板 $X_{i,j,\theta}$;

计算 $X_{i,j,\theta}$ 与 Y 之间的互相关系数 $R(i, j, \theta)$,当互相关系数达到最大值时,对应的 (i, j, θ) 即为模板 X 与 Y 之间的平移量和旋转角度;

$$R(i, j, \theta) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N X_{i,j,\theta}(m,n) Y(m,n)}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [X_{i,j,\theta}(m,n)]^2} \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [Y(m,n)]^2}}$$

由此通过对标定板图像的互相关分析,得到平移量和角度的最优解;

所述颗粒燃烧图像的目标识别采用Canny边缘处理方法,通过计算灰度图像的梯度幅值及方向,并对梯度值采用非极大值抑制的方法保留局部梯度最大的点,最后对图像进行

阈值化。

7. 根据权利要求5所述的颗粒燃烧过程多光谱重建测温方法,其特征在于,所述采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像过程包括:

所述建立光谱维数与图像维数的人工神经网络模型,是在颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步基础上基于人工神经网络建立两者之间的数学关系模型;在辐射图像多光谱重建过程中,辐射图像在各个像素点的响应信号 (x_r, x_g, x_b) 作为神经网络的输入层变量,送入模型中,则隐含层第一层内各个神经元模型的关系表达式为:

$$u_i = b_i + \sum_{j=r,g,b} w_{i,j} x_j \quad i=1,2,\dots,k$$

式中, x_j 为辐射图像中各个像素点R、G、B波段上的响应强度; $w_{i,j}$ 表示 x_j 的权重系数; b_i 为 x_j 的偏置阈值; k 为 b_i 和 $w_{i,j}$ 的维数,即为隐含层中神经元单元的个数;神经元单元的权重系数和偏置阈值代表了网络对数据的线性处理, u_i 即为两者之和;

所述基于误差逆向传播算法训练人工神经网络模型采用神经网络模型中的非线性功能利用激励函数 $\phi(u)$ 表达:

$$\phi(u) = \frac{1}{1+e^{-u}}$$

将 $\phi(u)$ 作为隐含层第一层的输出值,送入神经网络的下一层,如果将本层权重系数 $w_{i,j}$ 和偏置阈值 b_i 的集合定义为权重矩阵 W 和偏置矩阵 B ,本层的输入值和输出值为 X 和 Y 矩阵,可表示为:

$$Y = \phi(WX + B)$$

具体的矩阵运算为:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_k \end{bmatrix} = \phi \left(\begin{bmatrix} w_{1,r} & w_{1,g} & w_{1,b} \\ w_{2,r} & w_{2,g} & w_{2,b} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{k,r} & w_{k,g} & w_{k,b} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ x_g \\ x_b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix} \right)$$

得到的矩阵 Y 送入网络模型的下一层,直至达到输出层,输出结果 (z_1, z_2, \dots, z_m) ,实现人工神经网络中数据的前馈传播,其中, m 是输出层的维数;

人工神经网络模型利用损失函数计算期望输出值与网络输出值的误差,将辐射图像对应的辐射多光谱图像作为神经网络模型的期望输出值 $(z'_1, z'_2, \dots, z'_m)$;

采用均方误差(Mean Squared Error, MSE)作为损失函数,评价网络的训练结果:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (z'_i - z_i)^2$$

其中,MSE为预测结果的误差,根据误差的值并利用梯度下降法去调整网络模型中各层的权重系数 W 和偏置阈值 B 的大小,通过求解均方误差对输出层中各个参数的偏导数,来确定网络模型中参数的调整程度:

$$\Delta w_{i,j} = -\eta \frac{\partial E_x}{\partial w_{i,j}} \quad i=1,2,\dots,m, j=r,g,b$$

$$\Delta b_i = -\eta \frac{\partial E_x}{\partial b_i} \quad i=1,2,\dots,m$$

其中, η 为调整步长, 即为神经网络模型的学习速率;

所述人工神经网络隐含层层数与神经元数目优化利用梯度下降的方法从输出层至输入层不断调整神经元单元的权重和偏置, 使神经网络的输出值和期望输出值的MSE不断减小, 实现误差的反向传输和算法的迭代, 直至网络模型的输出值与期望值之间的MSE达到预先设置的目标值, 完成神经网络的训练;

所述燃烧颗粒辐射图像多光谱重建采用像素退化后的辐射图像与辐射多光谱辐射图像中燃烧颗粒的纹理信息按照像素点一一对应, 通过辐射图像响应强度与多光谱响应强度之间的映射关系建立数学模型, 以此实现辐射图像的多光谱重建。

8. 根据权利要求5所述的颗粒燃烧过程多光谱重建测温方法, 其特征在于, 所述燃烧颗粒辐射图像多光谱温度反演包括以下步骤:

S81: 采用颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置获得颗粒燃烧辐射光谱图像, 并进行多光谱重建;

S82: 利用颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解算法, 对颗粒燃烧过程多相组分进行识别并分解图像区域;

S83: 对颗粒燃烧过程同相组分图像区域进行处理, 通过各像素点辐射光谱, 利用基于辐射光谱的辐射特性算法, 获得该相组分辐射特性;

S84: 对颗粒燃烧过程同相组分图像区域各像素点辐射光谱进行处理, 利用辐射光谱温度反演算法, 获得该像素点温度值;

S85: 基于各像素点温度值结果, 利用颗粒燃烧过程多相组分温度结果图像整合算法, 对颗粒燃烧过程多相组分温度结果进行图像整理与显示。

9. 根据权利要求5所述的颗粒燃烧过程多光谱重建测温方法, 其特征在于, 所述颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解算法根据燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析算法识别不同相态组分辐射图像, 并对图像分解成成像背景与各颗粒燃烧相态图像区域;

所述燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析算法, 其特征在于, 从含有燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值的数据集中随机选取 k 个数据样本作为初始聚类中心, 统计出每个光谱样本与 k 个初始聚类中心的距离, 将所有光谱数据划分到与其距离最近的聚类中心代表的类别中, 根据新生成的各类中光谱样本的均值更新 k 个聚类中心; 如果相邻迭代次数内聚类中心值的变化超过所设定的阈值, 则依据新的聚类中心对所有数据样本进行重新类别划分; 若相邻迭代次数内聚类中心值的变化小于规定的阈值, 则算法收敛, 输出聚类结果, 从而实现颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解;

所述燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析算法, 其特征在于, 该算法的处理流程如下:

(1) 选取聚类的原始数据集;

(2) 从中随机选取 k 个数据样本作为初始聚类中心 z_1, z_2, \dots, z_k ;

(3) 对所有数据样本数据逐一计算它到 k 个凝聚点的距离 (通常用欧氏距离作为样品到聚类中心的距离), 根据距离的大小将 n 个样品 (或变量) 分成 k 类, 欧氏距离计算公式如

下:

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

其中, x_i 为样本 x 的第 i 个变量的变量值, y_i 为样本 y 的 i 个变量的变量值; 若数据样本到它原来所在类的距离最近, 则它仍在原类, 否则将它移动到和它距离最近的那一类;

(4) 计算 k 类中每一类数据的聚类中心, 若该聚类中心与初始聚类中心不重合则以该聚类中心为新的聚类中心并重复步骤 (3) 直到所有的光谱样本都不能移动为止, 或者说每个聚类中心不再变化为止, 则计算过程终止。

10. 根据权利要求 5 所述的颗粒燃烧过程多光谱重建测温方法, 其特征在于, 所述基于辐射光谱的辐射特性算法, 该算法将各像素点辐射光谱进行处理, 采用普朗克辐射定律描述物体辐射光谱, 光谱辐射力随波长分布的情况, 黑体在各个波段上的光谱辐射力 E_b 可表示为:

$$E_b(\lambda, T) = C_1 \cdot \lambda^{-5} \cdot \left[\exp\left(\frac{C_2}{\lambda T}\right) - 1 \right]^{-1}$$

其中, E_b 为黑体在各个波段上辐射强度, $W \cdot m^{-2}$; C_1 和 C_2 分别为普朗克第一辐射常量和第二辐射常量, $C_1 = 3.7419 \times 10^{-16} W \cdot m^{-2}$ 、 $C_2 = 1.4388 \times 10^{-2} m \cdot K$; λ 为波长, m ; T 为温度, K ;

采用以下多项式函数构建其辐射率 $\varepsilon(\lambda)$:

$$\varepsilon(\lambda) = a_0 + a_1 \cdot \lambda + a_2 \cdot \lambda^2 + \dots + a_n \cdot \lambda^n$$

其中, a_i 为多项式常数, n 为拟合阶数;

通过获得各像素点所属相态辐射率模型, 依据辐射灰性判断方法确定满足辐射灰性的波段范围;

所述辐射灰性判断方法, 其特征在于, 计算两个波长上的单色响应强度之比:

$$\frac{I(\lambda)}{I(\lambda + \Delta\lambda)} = \frac{\varepsilon(\lambda)}{\varepsilon(\lambda + \Delta\lambda)} \frac{(\lambda + \Delta\lambda)^5}{\lambda^5} \exp\left[\frac{C_2}{T} \left(\frac{1}{\lambda + \Delta\lambda} - \frac{1}{\lambda}\right)\right]$$

其中, $\varepsilon(\lambda)$ 、 $\varepsilon(\lambda + \Delta\lambda)$ 分别为燃烧颗粒在波长 λ 、 $\lambda + \Delta\lambda$ 处的辐射率;

当波长变化量 $\Delta\lambda$ 足够小时, 温度值可以根据两个波长的辐射强度之比来计算:

$$T(\lambda) = -C_2 \left(\frac{1}{\lambda} - \frac{1}{\lambda + \Delta\lambda} \right) / \ln \left[\frac{I(\lambda)}{I(\lambda + \Delta\lambda)} \frac{\lambda^5}{\lambda + \Delta\lambda^5} \right]$$

由此得到温度值后, 根据被测物体的响应强度和黑体在相同温度下的响应强度, 可以计算出波长范围内的辐射率分布:

$$\varepsilon(\lambda) = \frac{I(\lambda)}{I_b(\lambda)}$$

其中, $I_b(\lambda)$ 为黑体辐射光谱响应值;

根据辐射率分布随波长的变化情况, 可以判断燃烧颗粒是否满足灰体的辐射特性;

如果辐射率随波长变化较为平稳, 则燃烧颗粒在该波段内的灰体辐射特性较好, 如果变化较为剧烈, 则其在该波段内不应视为灰体;

利用相对方差分析辐射率分布的波动性,在某个波段范围内的平均辐射率 $\varepsilon(a)$:

$$\varepsilon(a) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \varepsilon(i)$$

其中, m 为波数;

辐射率在该波段范围内的方差可以表示为:

$$\sigma_{\varepsilon} = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m [\varepsilon(i) - \varepsilon(a)]^2} / \varepsilon(a)$$

对于辐射率方差,一般认为其小于5%时,燃烧颗粒在该波段的辐射特性满足灰体的辐射特性;

所述辐射光谱温度反演算法,其特征在于,该算法依据选择的满足辐射灰性的波段范围内光谱数据,基于普朗克定律参数拟合算法,获得各像素点温度值;

所述普朗克定律参数拟合算法,其特征在于,通过获得辐射图像各像素点各波段光电响应值,可利用最小二乘法参数拟合算法寻找响应强度 $I(\lambda, T)$ 与 $E(\lambda, T)$ 之间最优匹配参数 ε 和 T ,即可获得温度;

所述最小二乘法参数拟合算法,其特征在于,通过最小二乘的参数拟合原理建立函数模型 $F(\varepsilon, T)$,分析燃烧颗粒的温度和辐射率参数的最优解:

$$F(\varepsilon, T) = \min \sum_{i=1}^n \left[E(\lambda, T) - \frac{I(\lambda, T)}{k(\lambda, T)} \right]^2$$

式中, I 为通过测量得到光谱响应值, k 为通过光电响应标定获取的响应系数;

所述颗粒燃烧过程多相组分温度结果图像整合算法,其特征在于,该算法根据各像素点坐标及温度测量结果对颗粒燃烧过程多相组分温度结果进行整合,形成颗粒燃烧过程多相组分温度分布图像。

一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置与方法

技术领域

[0001] 本发明涉及热工测量技术领域,具体而言,涉及一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置与方法。

背景技术

[0002] 一些工业热能燃烧设备中,通常在燃料中添加铝、镁、硼等金属固体颗粒以提高热值。这些颗粒燃烧参数与燃料的高效利用息息相关,其中,温度参数是直接反映其燃烧状态优劣的重要指标之一。实现颗粒燃烧温度参数准确测量,特别是颗粒燃烧过程温度分布测量对研究颗粒燃烧机理、优化燃烧设备设计与燃烧组织、提高能源利用效率、降低污染物排放及保障设备安全运行等方面都具有重要的指导作用。

[0003] 热电偶、热电阻等接触式测温方法将传感器与被测对象接触,为单点测试,时间响应慢,并且测温范围通常无法涵盖金属固体颗粒燃烧温度。目前,随着激光光谱技术的发展,平面激光诱导荧光法(Planar Laser Induced Fluorescence, PLIF)、相干反斯托克斯拉曼光谱(Coherent Anti-stokes Raman Spectroscopy, CARS)、可调谐二极管激光器吸收光谱技术(Tunable Diode Laser Absorption Spectroscopy, TDLAS)等主动式激光光谱测量技术快速发展,因其具有动态响应快、不干扰燃烧流场、可实现在线测量、高时空分辨率等优点迅速发展,但是对于颗粒燃烧过程温度测量,存在自发辐射强、颗粒对信号的散射作用等问题,测量精度低。

[0004] 辐射图像法除了具有非接触式测量的优点以外,测量系统中不需要激光等主动式光源,通过对被测对象辐射图像信号进行处理获得其温度分布。但是金属固体颗粒燃烧温度较高,通常燃烧过程中存在固体、液体、气体多相组分,多相组分辐射特性各异。辐射图像法无法确定颗粒燃烧过程中各个组分辐射特性规律,因此得到的颗粒燃烧过程多相组分温度分布差异较大。

[0005] 随着光谱成像技术的进步与人工智能算法的发展,燃烧颗粒更多的光谱信息、空间信息被探测得到,多种复杂算法的参数分析和模型求解成为可能,因此,在保证燃烧颗粒测温空间分辨率的基础上,获取空间位置上更多的光谱信息,实现颗粒燃烧过程多光谱重建测温,可有效提高颗粒燃烧过程测温空间分辨率。

发明内容

[0006] 本发明主要解决的技术问题是提供一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置与方法,结合直接成像与光谱成像技术,通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步,采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相关性,基于多光谱重建与温度反演算法,对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建,实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量,解决辐射图像法多相组分测温精度低与辐射光谱图像空间分辨率低的问题。

[0007] 为解决上述技术问题,本发明提供了一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置,其

特征在于,该装置包括石英玻璃板、分光棱镜、光谱成像单元、直接成像单元、同步触发器、图像处理单元、控制与信号线缆组成,其中,颗粒辐射光经石英玻璃板由分光棱镜分光,一束光进入光谱成像单元获得高光谱分辨率的颗粒燃烧辐射光谱图像,另一束光进入直接成像单元获得高空间分辨率的颗粒燃烧辐射图像;石英玻璃板为了防止燃烧颗粒污染光学元器件;同步触发器用于同步光谱成像单元与直接成像单元同时工作;图像处理单元通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步,采用神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相关性,基于多光谱重建与温度反演算法,对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建,实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量。

[0008] 所述光谱成像单元,其特征不在于,包括光谱成像衰减片、光谱成像镜头与光谱相机组成,颗粒辐射光经分光棱镜分光后一束光进入光谱成像衰减片衰减后,由光谱成像镜头调节,并进入光谱相机成像,获得颗粒燃烧过程辐射多光谱图像。

[0009] 所述直接成像单元,其特征不在于,包括直接成像衰减片、直接成像镜头与工业相机组成,颗粒辐射光经分光棱镜分光后另一束光进入直接成像衰减片衰减后,由直接成像镜头调节,并进入工业相机成像,获得颗粒燃烧过程辐射图像。

[0010] 所述同步触发器,其特征不在于,通过控制线缆与光谱成像单元的光谱相机及直接成像单元的工业相机连接,用于同步触发光谱成像单元与直接成像单元同时工作。

[0011] 所述图像处理部,其特征不在于,通过信号线缆与光谱成像单元的光谱相机及直接成像单元的工业相机连接,通过获得通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步图像,采用神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相关性,基于多光谱重建与温度反演算法,对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建,实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量。

[0012] 所述光谱相机,其特征不在于,由聚光透镜、光学狭缝、调节透镜、光栅、成像透镜、微阵列透镜、光电探测阵列、数字图像采集单元与图像处理器组成。其中,聚光透镜用于调节颗粒辐射光信号聚光成像位置平面;光学狭缝用于减少环境光影响;调节透镜用于调节颗粒图像辐射光平行进入光栅;光栅用于分解不同波长的光信号;成像透镜用于调节波长分光信号以进入微阵列透镜;微阵列透镜用于汇聚光进入光电探测阵列;光电探测阵列用于将光信号转换为电信号;数字图像采集单元用于将接收的光电探测阵列电信号转化为数字图像信号;图像处理器用于将接收的数字图像信号处理得到颗粒燃烧辐射光谱图像。

[0013] 进一步,所述同步触发器为信号发生器,为双通道同步触发,可选择脉冲信号作为触发信号。

[0014] 进一步,所述图像处理单元可为计算机。

[0015] 进一步,所述分光棱镜为50%-50%分光棱镜。

[0016] 进一步,所述光谱成像衰减片11与直接成像衰减片21衰减参数根据颗粒燃烧辐射光信号与相应的相机响应范围确定。

[0017] 本发明的另一个方面提供一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温方法,其特征不在于,主要包括颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步、采用神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像两个过程,基于多光谱重建与温度反演算法,对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建测温,具体包括以下步骤:

S1:采用颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置,通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与

辐射多光谱成像配准同步,同步获得颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像;

- S2:颗粒燃图像纹理尺寸归一化;
- S3:同步颗粒燃烧图像角度矫正及平移矫正;
- S4:颗粒燃烧图像的目标识别;
- S5:建立光谱维数与图像维数的人工神经网络模型;
- S6:基于误差逆向传播算法训练人工神经网络模型;
- S7:人工神经网络隐含层层数与神经元数目优化;
- S8:燃烧颗粒辐射图像多光谱重建及其温度反演。

[0018] 所述颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步过程包含S2、S3、S4步骤。

[0019] 所述采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像过程包括S5、S6、S7步骤。

[0020] 所述颗粒燃图像纹理尺寸归一化是将工业相机与光谱相机传感器的响应图像进行纹理尺寸的归一化。一般来说,工业相机图像的像素分辨率要高于光谱相机图像,因此,纹理尺寸归一化的过程也是辐射图像的清晰度向辐射多光谱图像清晰度退化的过程。获取的辐射图像可表示为矩阵形式 $X_{M \times N \times 3}$,其中 $M \times N$ 为其空间分辨率,辐射多光谱图像矩阵表示为 $Y_{m \times n \times l}$,空间分辨率为 $m \times n$, l 为波段数目。需要将 X 的分辨率 $M \times N$ 退化为 $m \times n$,才能对两个相机图像数据集的像素进行模型训练,这个过程要考虑传感器分辨率、像元面积的因素,辐射图像的退化系数 C 表示为:

$$C = \sqrt{\frac{S_Y - l}{S_X}}$$

其中, S_X 是工业相机传感器的像元面积, S_Y 是光谱相机传感器的像元面积,将矩阵 $X_{M \times N \times 3}$ 退化为 $X_{m \times n \times 3}$,可实现辐射图像和辐射多光谱图像的纹理尺寸归一化,从而使辐射图像中各个对应的像素点显示燃烧颗粒相同的纹理位置。

[0021] 所述同步颗粒燃烧图像角度矫正及平移矫正是为了解决颗粒燃烧辐射信号经过分光棱镜后,两个相机传感器探测得到的同一物体的图像可能存在角度偏斜和平移量的问题,采用背光法拍摄标定板图像,并利用互相关的模板匹配分析方法来计算得到两张图像之间的平移量和旋转角度。模板匹配的互相关分析是将灰度化后的辐射图像和辐射多光谱图像分别定义为图像模板矩阵 X 和 Y ,通过分析模板之间的互相关系数来匹配图像。模板矩阵 X 经过位移和旋转变化后得到 $X_{i,j,\theta}$,变化公式为:

$$X_{i,j,\theta}(m,n) = X[(m \cdot \cos \theta - n \cdot \sin \theta + i), (m \cdot \sin \theta + n \cdot \cos \theta + j)]$$

其中, m 、 n 表示模板矩阵 X 的行列值, i 和 j 为模板 X 在平行和垂直方向的平移量, θ 为逆时针旋转的角度,变换后得到模板 $X_{i,j,\theta}$ 。

[0022] 计算 $X_{i,j,\theta}$ 与 Y 之间的互相关系数 $R(i, j, \theta)$,当互相关系数达到最大值时,对应的 (i, j, θ) 即为模板 X 与 Y 之间的平移量和旋转角度。

$$[0023] \quad R(i, j, \theta) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N X_{i,j,\theta}(m, n) Y(m, n)}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [X_{i,j,\theta}(m, n)]^2} \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [Y(m, n)]^2}}$$

由此通过对标定板图像的互相关分析,得到平移量和角度的最优解。

[0024] 所述颗粒燃烧图像的目标识别采用Canny边缘处理方法,通过计算灰度图像的梯度幅值及方向,并对梯度值采用非极大值抑制的方法保留局部梯度最大的点,最后对图像进行阈值化。

[0025] 所述建立光谱维数与图像维数的人工神经网络模型,是在颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步基础上基于神经网络建立两者之间的数学关系模型。在辐射图像多光谱重建过程中,辐射图像在各个像素点的响应信号 (x_r, x_g, x_b) 作为神经网络的输入层变量,送入模型中,则隐含层第一层内各个神经元模型的关系表达式为:

$$u_i = b_i + \sum_{j=r,g,b} w_{i,j} x_j \quad i=1,2,\dots,k$$

式中, x_j 为辐射图像中各个像素点R、G、B波段上的响应强度; $w_{i,j}$ 表示 x_j 的权重系数; b_i 为 x_j 的偏置阈值; k 为 b_i 和 $w_{i,j}$ 的维数,即为隐含层中神经元单元的个数;神经元单元的权重系数和偏置阈值代表了网络对数据的线性处理, u_i 即为两者之和。

[0026] 所述基于误差逆向传播算法训练神经网络模型采用神经网络模型中的非线性功能利用激励函数 $\phi(u)$ 表达:

$$\phi(u) = \frac{1}{1+e^{-u}}$$

将 $\phi(u)$ 作为隐含层第一层的输出值,送入神经网络的下一层,如果将本层权重系数 $w_{i,j}$ 和偏置阈值 b_i 的集合定义为权重矩阵 W 和偏置矩阵 B ,本层的输入值和输出值为 X 和 Y 矩阵,可表示为:

$$Y = \phi(WX + B)$$

具体的矩阵运算为:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \mathbf{M} \\ y_t \end{bmatrix} = \phi \left(\begin{bmatrix} w_{1,r} & w_{1,g} & w_{1,b} \\ w_{2,r} & w_{2,g} & w_{2,b} \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} \\ w_{t,r} & w_{t,g} & w_{t,b} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ x_g \\ x_b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \mathbf{M} \\ b_t \end{bmatrix} \right)$$

得到的矩阵 Y 送入网络模型的下一层,直至达到输出层,输出结果 (z_1, z_2, \dots, z_m) ,实现神经网络中数据的前馈传播,其中, m 是输出层的维数。神经网络模型利用损失函数计算期望输出值与网络输出值的误差,将辐射图像对应的辐射多光谱图像作为神经网络模型的期望输出值 $(z'_1, z'_2, \dots, z'_m)$ 。采用均方误差(Mean Squared Error, MSE)作为损失函数,评价网络的训练结果:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (z'_i - z_i)^2$$

其中,MSE为预测结果的误差,根据误差的值并利用梯度下降法去调整网络模型中

各层的权重系数 W 和偏置阈值 B 的大小,通过求解均方误差对输出层中各个参数的偏导数,来确定网络模型中参数的调整程度:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E_z}{\partial w_{ij}} \quad i=1,2,\dots,m, j=r, g, b$$

$$\Delta b_i = -\eta \frac{\partial E_z}{\partial b_i} \quad i=1,2,\dots,m$$

其中, η 为调整步长,即为神经网络模型的学习速率。

[0027] 所述人工神经网络隐含层层数与神经元数目优化利用梯度下降的方法从输出层至输入层不断调整神经元单元的权重和偏置,使神经网络的输出值和期望输出值的MSE不断减小,实现误差的反向传输和算法的迭代,直至网络模型的输出值与期望值之间的MSE达到预先设置的目标值,完成神经网络的训练。

[0028] 所述燃烧颗粒辐射图像多光谱重建采用像素退化后的辐射图像与辐射多光谱辐射图像中燃烧颗粒的纹理信息按照像素点一一对应,通过辐射图像响应强度与多光谱响应强度之间的映射关系建立数学模型,以此实现辐射图像的多光谱重建。

[0029] 所述燃烧颗粒辐射图像多光谱温度反演,其特征在于,包括以下步骤:

S81:采用颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置获得颗粒燃烧辐射光谱图像,并进行多光谱重建;

S82:利用颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解算法,对颗粒燃烧过程多相组分进行识别并分解图像区域;

S83:对颗粒燃烧过程同相组分图像区域进行处理,通过各像素点辐射光谱,利用基于辐射光谱的辐射特性算法,获得该相组分辐射特性;

S84:对颗粒燃烧过程同相组分图像区域各像素点辐射光谱进行处理,利用辐射光谱温度反演算法,获得该像素点温度值;

S85:基于各像素点温度值结果,利用颗粒燃烧过程多相组分温度结果图像整合算法,对颗粒燃烧过程多相组分温度结果进行图像整理与显示。

[0030] 所述颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解算法,其特征在于,根据燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析算法识别不同相态组分辐射图像,并对图像分解成成像背景与各颗粒燃烧相态图像区域。

[0031] 所述燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析算法,其特征在于,从含有燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值的数据集中随机选取 k 个数据样本作为初始聚类中心,统计出每个光谱样本与 k 个初始聚类中心的距离,将所有光谱数据划分到与其距离最近的聚类中心代表的类别中,根据新生成的各类中光谱样本的均值更新 k 个聚类中心。如果相邻迭代次数内聚类中心值的变化超过所设定的阈值,则依据新的聚类中心对所有数据样本进行重新类别划分;若相邻迭代次数内聚类中心值的变化小于规定的阈值,则算法收敛,输出聚类结果,从而实现颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解。

[0032] 所述燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析算法,其特征在于,该算法的处理流程如下:

(1) 选取聚类的原始数据集;

(2) 从中随机选取 k 个数据样本作为初始聚类中心 z_1, z_2, \dots, z_k ;

(3) 对所有数据样本数据逐一计算它到 k 个凝聚点的距离(通常用欧氏距离作为样品到聚类中心的距离),根据距离的大小将 n 个样品(或变量)分成 k 类,欧氏距离计算公式如下:

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

其中, x_i 为样本 x 的第 i 个变量的变量值, y_i 为样本 y 的 i 个变量的变量值。若数据样本到它原来所在类的距离最近,则它仍在原类,否则将它移动到和它距离最近的那一类;

(4) 计算 k 类中每一类数据的聚类中心,若该聚类中心与初始聚类中心不重合则以该聚类中心为新的聚类中心并重复步骤(3)直到所有的光谱样本都不能移动为止,或者说每个聚类中心不再变化为止,则计算过程终止。

[0033] 所述基于辐射光谱的辐射特性算法,其特征在于,该算法将各像素点辐射光谱进行处理,采用普朗克辐射定律描述物体辐射光谱,光谱辐射力随波长分布的情况,黑体在各个波段上的光谱辐射力 E_b 可表示为:

$$E_b(\lambda, T) = C_1 \cdot \lambda^{-5} \cdot \left[\exp\left(\frac{C_2}{\lambda T}\right) - 1 \right]^{-1}$$

其中, E_b 为黑体在各个波段上辐射强度, $W \cdot m^{-2}$; C_1 和 C_2 分别为普朗克第一辐射常量和第二辐射常量, $C_1 = 3.7419 \times 10^{-16} W \cdot m^{-2}$ 、 $C_2 = 1.4388 \times 10^{-2} m \cdot K$; λ 为波长, m ; T 为温度, K ;

采用以下多项式函数构建其辐射率 $\varepsilon(\lambda)$:

$$\varepsilon(\lambda) = a_0 + a_1 \cdot \lambda + a_2 \cdot \lambda^2 + \dots + a_n \cdot \lambda^n$$

其中, a_i 为多项式常数, n 为拟合阶数;

通过获得各像素点所属相态辐射率模型,依据辐射灰性判断方法确定满足辐射灰性的波段范围。

[0034] 所述辐射灰性判断方法,其特征在于,计算两个波长上的单色响应强度之比:

$$\frac{I(\lambda)}{I(\lambda + \Delta\lambda)} = \frac{\varepsilon(\lambda)}{\varepsilon(\lambda + \Delta\lambda)} \frac{(\lambda + \Delta\lambda)^5}{\lambda^5} \exp\left[\frac{C_2}{T} \left(\frac{1}{\lambda + \Delta\lambda} - \frac{1}{\lambda}\right)\right]$$

其中, $\varepsilon(\lambda)$ 、 $\varepsilon(\lambda + \Delta\lambda)$ 分别为燃烧颗粒在波长 λ 、 $\lambda + \Delta\lambda$ 处的辐射率。当波长变化量 $\Delta\lambda$ 足够小时,温度值可以根据两个波长的辐射强度之比来计算:

$$T(\lambda) = -C_2 \left(\frac{1}{\lambda} - \frac{1}{\lambda + \Delta\lambda} \right) / \ln \left[\frac{I(\lambda)}{I(\lambda + \Delta\lambda)} \frac{\lambda^5}{\lambda + \Delta\lambda^5} \right]$$

由此得到温度值后,根据被测物体的响应强度和黑体在相同温度下的响应强度,可以计算出波长范围内的辐射率分布:

$$\varepsilon(\lambda) = \frac{I(\lambda)}{I_b(\lambda)}$$

其中, $I_b(\lambda)$ 为黑体辐射光谱响应值;

根据辐射率分布随波长的变化情况,可以判断燃烧颗粒是否满足灰体的辐射特

性。如果辐射率随波长变化较为平稳,则燃烧颗粒在该波段内的灰体辐射特性较好,如果变化较为剧烈,则其在该波段内不应视为灰体。利用相对方差分析辐射率分布的波动性,在某个波段范围内的平均辐射率 $\varepsilon(a)$:

$$\varepsilon(a) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \varepsilon(i)$$

其中, m 为波数;

辐射率在该波段范围内的方差可以表示为:

$$\sigma_{\varepsilon} = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m [\varepsilon(i) - \varepsilon(a)]^2} / \varepsilon(a)$$

对于辐射率方差,一般认为其小于5%时,燃烧颗粒在该波段的辐射特性满足灰体的辐射特性。

[0035] 所述辐射光谱温度反演算法,其特征在于,该算法依据选择的满足辐射灰性的波段范围内光谱数据,基于普朗克定律参数拟合算法,获得各像素点温度值。

[0036] 所述普朗克定律参数拟合算法,其特征在于,通过获得辐射图像各像素点各波段光电响应值,可利用最小二乘法参数拟合算法寻找响应强度 $I(\lambda, T)$ 与 $E(\lambda, T)$ 之间最优匹配参数 ε 和 T ,即可获得温度。

[0037] 所述最小二乘法参数拟合算法,其特征在于,通过最小二乘的参数拟合原理建立函数模型 $F(\varepsilon, T)$,分析燃烧颗粒的温度和辐射率参数的最优解:

$$F(\varepsilon, T) = \min \sum_{i=1}^n \left[E(\lambda, T) - \frac{I(\lambda, T)}{k(\lambda, T)} \right]^2$$

式中, I 为通过测量得到光谱响应值, k 为通过光电响应标定获取的响应系数。

[0038] 所述颗粒燃烧过程多相组分温度结果图像整合算法,其特征在于,该算法根据各像素点坐标及温度测量结果对颗粒燃烧过程多相组分温度结果进行整合,形成颗粒燃烧过程多相组分温度分布图像。

[0039] 本发明涉及的一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置与方法,具有的发明作用与效果有:

(1) 结合直接成像与光谱成像技术,通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步,采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相关性,基于多光谱重建与温度反演算法,对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建,实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量,解决辐射图像法多相组分测温精度低与辐射光谱图像空间分辨率低的问题;

(2) 通过微光栅阵列分光成像方式对颗粒燃烧过程多相组分光谱成像,可在线同时获得颗粒燃烧过程光谱与图像信息,对颗粒燃烧过程光谱与图像信息进行温度分布处理,能够解决不同相态组分辐射特性不同造成颗粒燃烧过程多相组分温度分布无法准确测量的问题;

(3) 利用颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解算法,根据燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析,可对颗粒燃烧过程多相组分进行识别,按照不同相态对光谱图像进行区域分解并逐一处理;

(4) 基于颗粒燃烧过程同相组分图像区域的各像素点辐射光谱,通过多项式函数拟合可获得各像素点所属相态辐射率模型,并依据辐射灰性判断方法可确定满足辐射灰性的波段范围,从而将颗粒燃烧过程多相组分逐一进行温度反演;

(5) 依据选择的满足辐射灰性的波段范围内光谱数据,基于普朗克定律参数拟合算法,获得各像素点温度值,并根据各像素点坐标及温度测量结果对颗粒燃烧过程多相组分温度结果进行整合,形成颗粒燃烧过程多相组分温度分布图像。

附图说明

[0040] 图1是颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置的结构示意图。

[0041] 图2是光谱相机的结构示意图。

[0042] 图3是颗粒燃烧过程多光谱重建测温方法的处理流程图。

[0043] 图4是颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像人工神经网络训练模型示意图。

[0044] 图5是燃烧颗粒辐射图像多光谱温度反演算法流程示意图。

具体实施方式

[0045] 下面结合附图对本发明的较佳实施例进行详细阐述,以使本发明的优点和特征能更易于被本领域技术人员理解,从而对本发明的保护范围做出更为清楚明确的界定。

[0046] 请参阅图1-5,本发明实施例包括:

如图1所示,本发明实施例提供了一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置,包括石英玻璃板01、分光棱镜02、光谱成像单元10、直接成像单元20、同步触发器3、图像处理单元4、控制与信号线缆14、15、24、25组成,其中,颗粒0辐射光100经石英玻璃板01由分光棱镜02分光,一束光101进入光谱成像单元10获得高光谱分辨率的颗粒燃烧辐射光谱图像,另一束光102进入直接成像单元20获得高空间分辨率的颗粒燃烧辐射图像;石英玻璃板01为了防止燃烧颗粒污染光学元器件;同步触发器3用于同步光谱成像单元10与直接成像单元20同时工作;图像处理单元4通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步,采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相关性,基于多光谱重建与温度反演算法,对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建,实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量。

[0047] 所述光谱成像单元10包括光谱成像衰减片11、光谱成像镜头12与光谱相机13组成,颗粒0辐射光100经分光棱镜02分光后一束光101进入光谱成像衰减片11衰减后,由光谱成像镜头12调节,并进入光谱相机13成像,获得颗粒燃烧过程辐射多光谱图像。

[0048] 所述直接成像单元20包括直接成像衰减片21、直接成像镜头22与工业相机23组成,颗粒0辐射光100经分光棱镜02后另一束光102进入直接成像衰减片21衰减后,由直接成像镜头22调节,并进入工业相机23成像,获得颗粒燃烧过程辐射图像。

[0049] 所述同步触发器3通过控制线缆14、24与光谱成像单元10的光谱相机13及直接成像单元20的工业相机23连接,用于同步触发光谱成像单元10与直接成像单元20同时工作。

[0050] 所述图像处理单元4通过信号线缆15、25与光谱成像单元10的光谱相机13及直接成像单元20的工业相机23连接,通过获得通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步图像,采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像相

关性,基于多光谱重建与温度反演算法,对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建,实现颗粒燃烧过程多组分特性温度分布在线测量。

[0051] 所述光谱相机13如图2所示,由聚光透镜131、光学狭缝132、调节透镜133、光栅134、成像透镜135、微阵列透镜136、光电探测阵列137、数字图像采集单元138与图像处理器139组成。其中,聚光透镜131用于调节颗粒001(气相组分002、固相组分003)辐射光信号聚光成像位置平面;光学狭缝132用于减少环境光影响;调节透镜133用于调节颗粒图像辐射光平行进入光栅134;光栅134用于分解不同波长的光信号;成像透镜135用于调节波长分光信号以进入微阵列透镜136;微阵列透镜136用于汇聚光进入光电探测阵列137;光电探测阵列137用于将光信号转换为电信号;数字图像采集单元138用于将接收的光电探测阵列电信号转化为数字图像信号;图像处理器139用于将接收的数字图像信号处理得到颗粒燃烧辐射光谱图像。

[0052] 进一步,所述同步触发器3为信号发生器为双通道同步触发,可选择脉冲信号作为触发信号。

[0053] 进一步,所述图像处理单元4可为计算机。

[0054] 进一步,所述分光棱镜02为50%-50%分光棱镜。

[0055] 进一步,所述光谱成像衰减片11与直接成像衰减片21衰减参数根据颗粒燃烧辐射光信号与相应的相机响应范围确定。

[0056] 本发明实施例的另一个方面提供一种颗粒燃烧过程多光谱重建测温方法,

主要包括颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步、采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像两个过程,基于多光谱重建与温度反演算法,对颗粒燃烧过程辐射图像进行多光谱重建测温,如图3所示,具体包括以下步骤:

S1:采用颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置,通过颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步,同步获得颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像;

S2:颗粒燃图像纹理尺寸归一化;

S3:同步颗粒燃烧图像角度矫正及平移矫正;

S4:颗粒燃烧图像的目标识别;

S5:建立光谱维数与图像维数的人工神经网络模型;

S6:基于误差逆向传播算法训练人工神经网络模型;

S7:人工神经网络隐含层层数与神经元数目优化;

S8:燃烧颗粒辐射图像多光谱重建及其温度反演。

[0057] 所述颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步过程包含S2、S3、S4步骤。

[0058] 所述采用人工神经网络训练挖掘颗粒燃烧过程辐射图像与辐射多光谱图像过程包括S5、S6、S7步骤。

[0059] 所述颗粒燃图像纹理尺寸归一化是将工业相机与光谱相机传感器的响应图像进行纹理尺寸的归一化。一般来说,工业相机图像的像素分辨率要高于光谱相机图像,因此,纹理尺寸归一化的过程也是辐射图像的清晰度向辐射多光谱图像清晰度退化的过程。获取的辐射图像可表示为矩阵形式 $X_{M \times N \times 3}$,其中 $M \times N$ 为其空间分辨率,辐射多光谱图像矩阵表示为 $Y_{m \times n \times l}$,空间分辨率为 $m \times n$, l 为波段数目。需要将 X 的分辨率 $M \times N$ 退化为 $m \times n$,才能对两个

相机图像数据集的像素进行模型训练,这个过程要考虑传感器分辨率、像元面积的因素,辐射图像的退化系数 C 表示为:

$$C = \sqrt{\frac{S_Y - l}{S_X}}$$

其中, S_X 是工业相机传感器的像元面积, S_Y 是光谱相机传感器的像元面积,将矩阵 $X_{M \times N \times 3}$ 退化为 $X_{m \times n \times 3}$,可实现辐射图像和辐射多光谱图像的纹理尺寸归一化,从而使辐射图像中各个对应的像素点显示燃烧颗粒相同的纹理位置。

[0060] 所述同步颗粒燃烧图像角度矫正及平移矫正是为了解决颗粒燃烧辐射信号经过分光棱镜后,两个相机传感器探测得到的同一物体的图像可能存在角度偏斜和平移量的问题,采用背光法拍摄标定板图像,并利用互相关的模板匹配分析方法来计算得到两张图像之间的平移量和旋转角度。模板匹配的互相关分析是将灰度化后的辐射图像和辐射多光谱图像分别定义为图像模板矩阵 X 和 Y ,通过分析模板之间的互相关系数来匹配图像。模板矩阵 X 经过位移和旋转变化后得到 $X_{i,j,\theta}$,变化公式为:

$$X_{i,j,\theta}(m,n) = X[(m - \cos\theta - n - \sin\theta + i), (m - \sin\theta + n - \cos\theta + j)]$$

其中, m,n 表示模板矩阵 X 的行列值, i 和 j 为模板 X 在平行和垂直方向的平移量, θ 为逆时针旋转的角度,变换后得到模板 $X_{i,j,\theta}$ 。

[0061] 计算 $X_{i,j,\theta}$ 与 Y 之间的互相关系数 $R(i, j, \theta)$,当互相关系数达到最大值时,对应的 (i, j, θ) 即为模板 X 与 Y 之间的平移量和旋转角度。

$$[0062] \quad R(i, j, \theta) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N X_{i,j,\theta}(m,n) Y(m,n)}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [X_{i,j,\theta}(m,n)]^2} \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [Y(m,n)]^2}}$$

由此通过对标定板图像的互相关分析,得到平移量和角度的最优解。

[0063] 所述颗粒燃烧图像的目标识别采用Canny边缘处理方法,通过计算灰度图像的梯度幅值及方向,并对梯度值采用非极大值抑制的方法保留局部梯度最大的点,最后对图像进行阈值化。

[0064] 所述建立光谱维数与图像维数的人工神经网络模型,是在颗粒燃烧过程直接辐射成像与辐射多光谱成像配准同步基础上基于人工神经网络建立两者之间的数学关系模型。在辐射图像多光谱重建过程中,辐射图像在各个像素点的响应信号 (x_r, x_g, x_b) 作为神经网络的输入层变量,送入模型中,则隐含层第一层内各个神经元模型的关系表达式为:

$$u_i = b_i + \sum_{j=r,g,b} w_{ij} x_j \quad i=1,2,\dots,k$$

式中, x_j 为辐射图像中各个像素点R、G、B波段上的响应强度; $w_{i,j}$ 表示 x_j 的权重系数; b_i 为 x_j 的偏置阈值; k 为 b_i 和 $w_{i,j}$ 的维数,即为隐含层中神经元单元的个数;神经元单元的权重系数和偏置阈值代表了网络对数据的线性处理, u_i 即为两者之和。

[0065] 所述基于误差逆向传播算法训练人工神经网络模型如图4所示,采用神经网络模型中的非线性功能利用激励函数 $\varphi(u)$ 表达:

$$\phi(u) = \frac{1}{1+e^{-u}}$$

将 $\phi(u)$ 作为隐含层第一层的输出值,送入神经网络的下一层,如果将本层权重系数 $w_{i,j}$ 和偏执阈值 b_i 的集合定义为权重矩阵 W 和偏置矩阵 B ,本层的输入值和输出值为 X 和 Y 矩阵,可表示为:

$$Y = \phi(WX + B)$$

具体的矩阵运算为:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \mathbf{M} \\ y_t \end{bmatrix} = \phi \left(\begin{bmatrix} w_{1,r} & w_{1,g} & w_{1,b} \\ w_{2,r} & w_{2,g} & w_{2,b} \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} \\ w_{t,r} & w_{t,g} & w_{t,b} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ x_g \\ x_b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \mathbf{M} \\ b_t \end{bmatrix} \right)$$

得到的矩阵 Y 送入网络模型的下一层,直至达到输出层,输出结果 (z_1, z_2, \dots, z_m) ,实现人工神经网络中数据的前馈传播,其中, m 是输出层的维数。人工神经网络模型利用损失函数计算期望输出值与网络输出值的误差,将辐射图像对应的辐射多光谱图像作为神经网络模型的期望输出值 $(z'_1, z'_2, \dots, z'_m)$ 。采用均方误差(Mean Squared Error, MSE)作为损失函数,评价网络的训练结果:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (z'_i - z_i)^2$$

其中,MSE为预测结果的误差,根据误差的值并利用梯度下降法去调整网络模型中各层的权重系数 W 和偏置阈值 B 的大小,通过求解均方误差对输出层中各个参数的偏导数,来确定网络模型中参数的调整程度:

$$\Delta w_{i,j} = -\eta \frac{\partial E_z}{\partial w_{i,j}} \quad i=1,2,\dots,m, j=r,g,b$$

$$\Delta b_i = -\eta \frac{\partial E_z}{\partial b_i} \quad i=1,2,\dots,m$$

其中, η 为调整步长,即为神经网络模型的学习速率。

[0066] 所述人工神经网络隐含层层数与神经元数目优化利用梯度下降的方法从输出层至输入层不断调整神经元单元的权重和偏置,使神经网络的输出值和期望输出值的MSE不断减小,实现误差的反向传输和算法的迭代,直至网络模型的输出值与期望值之间的MSE达到预先设置的目标值,完成神经网络的训练。

[0067] 所述燃烧颗粒辐射图像多光谱重建采用像素退化后的辐射图像与辐射多光谱辐射图像中燃烧颗粒的纹理信息按照像素点一一对应,通过辐射图像响应强度与多光谱响应强度之间的映射关系建立数学模型,以此实现辐射图像的多光谱重建。

[0068] 所述燃烧颗粒辐射图像多光谱温度反演,如图5所示,包括以下步骤:

S81:采用颗粒燃烧过程多光谱重建测温装置获得颗粒燃烧辐射光谱图像,并进行多光谱重建;

S82:利用颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解算法,对颗粒燃烧过程多相组分

进行识别并分解图像区域；

S83:对颗粒燃烧过程同相组分图像区域进行处理,通过各像素点辐射光谱,利用基于辐射光谱的辐射特性算法,获得该相组分辐射特性;

S84:对颗粒燃烧过程同相组分图像区域各像素点辐射光谱进行处理,利用辐射光谱温度反演算法,获得该像素点温度值;

S85:基于各像素点温度值结果,利用颗粒燃烧过程多相组分温度结果图像整合算法,对颗粒燃烧过程多相组分温度结果进行图像整理与显示。

[0069] 所述颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解算法,其特征在于,根据燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析算法识别不同相态组分辐射图像,并对图像分解成成像背景与各颗粒燃烧相态图像区域。

[0070] 所述燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析算法,其特征在于,从含有燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值的数据集中随机选取 k 个数据样本作为初始聚类中心,统计出每个光谱样本与 k 个初始聚类中心的距离,将所有光谱数据划分到与其距离最近的聚类中心代表的类别中,根据新生成的各类中光谱样本的均值更新 k 个聚类中心。如果相邻迭代次数内聚类中心值的变化超过所设定的阈值,则依据新的聚类中心对所有数据样本进行重新类别划分;若相邻迭代次数内聚类中心值的变化小于规定的阈值,则算法收敛,输出聚类结果,从而实现颗粒燃烧过程多相组分识别与图像分解。

[0071] 所述燃烧颗粒辐射图像各像素点多波段光谱响应值聚类分析算法,其特征在于,该算法的处理流程如下:

- (1) 选取聚类的原始数据集;
- (2) 从中随机选取 k 个数据样本作为初始聚类中心 z_1, z_2, \dots, z_k ;
- (3) 对所有数据样本数据逐一计算它到 k 个凝聚点的距离(通常用欧氏距离作为样品到聚类中心的距离),根据距离的大小将 n 个样品(或变量)分成 k 类,欧氏距离计算公式如下:

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

其中, x_i 为样本 x 的第 i 个变量的变量值, y_i 为样本 y 的 i 个变量的变量值。若数据样本到它原来所在类的距离最近,则它仍在原类,否则将它移动到和它距离最近的那一类;

- (4) 计算 k 类中每一类数据的聚类中心,若该聚类中心与初始聚类中心不重合则以该聚类中心为新的聚类中心并重复步骤(3)直到所有的光谱样本都不能移动为止,或者说每个聚类中心不再变化为止,则计算过程终止。

[0072] 所述基于辐射光谱的辐射特性算法,其特征在于,该算法将各像素点辐射光谱进行处理,采用普朗克辐射定律描述物体辐射光谱,光谱辐射力随波长分布的情况,黑体在各个波段上的光谱辐射力 E_b 可表示为:

$$E_b(\lambda, T) = C_1 \cdot \lambda^{-5} \cdot \left[\exp\left(\frac{C_2}{\lambda T}\right) - 1 \right]^{-1}$$

其中, E_b 为黑体在各个波段上辐射强度, $W \cdot m^{-2}$; C_1 和 C_2 分别为普朗克第一辐射常量和第二辐射常量, $C_1 = 3.7419 \times 10^{-16} W \cdot m^{-2}$ 、 $C_2 = 1.4388 \times 10^{-2} m \cdot K$; λ 为波长, m ; T 为温度, K ;

采用以下多项式函数构建其辐射率 $\varepsilon(\lambda)$ ：

$$\varepsilon(\lambda) = a_0 + a_1 \cdot \lambda + a_2 \cdot \lambda^2 + \dots + a_n \cdot \lambda^n$$

其中, a_i 为多项式常数, n 为拟合阶数；

通过获得各像素点所属相态辐射率模型,依据辐射灰性判断方法确定满足辐射灰性的波段范围。

[0073] 所述辐射灰性判断方法,其特征在于,计算两个波长上的单色响应强度之比：

$$\frac{I(\lambda)}{I(\lambda+\Delta\lambda)} = \frac{\varepsilon(\lambda)}{\varepsilon(\lambda+\Delta\lambda)} \frac{(\lambda+\Delta\lambda)^5}{\lambda^5} \exp\left[\frac{C_2}{T} \left(\frac{1}{\lambda+\Delta\lambda} - \frac{1}{\lambda}\right)\right]$$

其中, $\varepsilon(\lambda)$ 、 $\varepsilon(\lambda+\Delta\lambda)$ 分别为燃烧颗粒在波长 λ 、 $\lambda+\Delta\lambda$ 处的辐射率。当波长变化量 $\Delta\lambda$ 足够小时,温度值可以根据两个波长的辐射强度之比来计算：

$$T(\lambda) = -C_2 \left(\frac{1}{\lambda} - \frac{1}{\lambda+\Delta\lambda}\right) / \ln\left[\frac{I(\lambda)}{I(\lambda+\Delta\lambda)} \frac{\lambda^5}{\lambda+\Delta\lambda^5}\right]$$

由此得到温度值后,根据被测物体的响应强度和黑体在相同温度下的响应强度,可以计算出波长范围内的辐射率分布：

$$\varepsilon(\lambda) = \frac{I(\lambda)}{I_b(\lambda)}$$

其中, $I_b(\lambda)$ 为黑体辐射光谱响应值；

根据辐射率分布随波长的变化情况,可以判断燃烧颗粒是否满足灰体的辐射特性。如果辐射率随波长变化较为平稳,则燃烧颗粒在该波段内的灰体辐射特性较好,如果变化较为剧烈,则其在该波段内不应视为灰体。利用相对方差分析辐射率分布的波动性,在某个波段范围内的平均辐射率 $\varepsilon(a)$ ：

$$\varepsilon(a) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \varepsilon(i)$$

其中, m 为波数；

辐射率在该波段范围内的方差可以表示为：

$$\sigma_{\varepsilon} = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m [\varepsilon(i) - \varepsilon(a)]^2} / \varepsilon(a)$$

对于辐射率方差,一般认为其小于5%时,燃烧颗粒在该波段的辐射特性满足灰体的辐射特性。

[0074] 所述辐射光谱温度反演算法,其特征在于,该算法依据选择的满足辐射灰性的波段范围内光谱数据,基于普朗克定律参数拟合算法,获得各像素点温度值。

[0075] 所述普朗克定律参数拟合算法,其特征在于,通过获得辐射图像各像素点各波段光电响应值,可利用最小二乘法参数拟合算法寻找响应强度 $I(\lambda, T)$ 与 $E(\lambda, T)$ 之间最优匹配参数 ε 和 T ,即可获得温度。

[0076] 所述最小二乘法参数拟合算法,其特征在于,通过最小二乘的参数拟合原理建立函数模型 $F(\varepsilon, T)$,分析燃烧颗粒的温度和辐射率参数的最优解：

$$F(\varepsilon, T) = \min \sum_{i=1}^n \left[E(\lambda, T) - \frac{I(\lambda, T)}{k(\lambda, T)} \right]^2$$

式中, I 为通过测量得到光谱响应值, k 为通过光电响应标定获取的响应系数。

[0077] 所述颗粒燃烧过程多相组分温度结果图像整合算法, 其特征在于, 该算法根据各像素点坐标及温度测量结果对颗粒燃烧过程多相组分温度结果进行整合, 形成颗粒燃烧过程多相组分温度分布图像。

[0078] 以上所述仅为本发明的实施例, 并非因此限制本发明的专利范围, 凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换, 或直接或间接运用在其他相关的技术领域, 均同理包括在本发明的专利保护范围内。

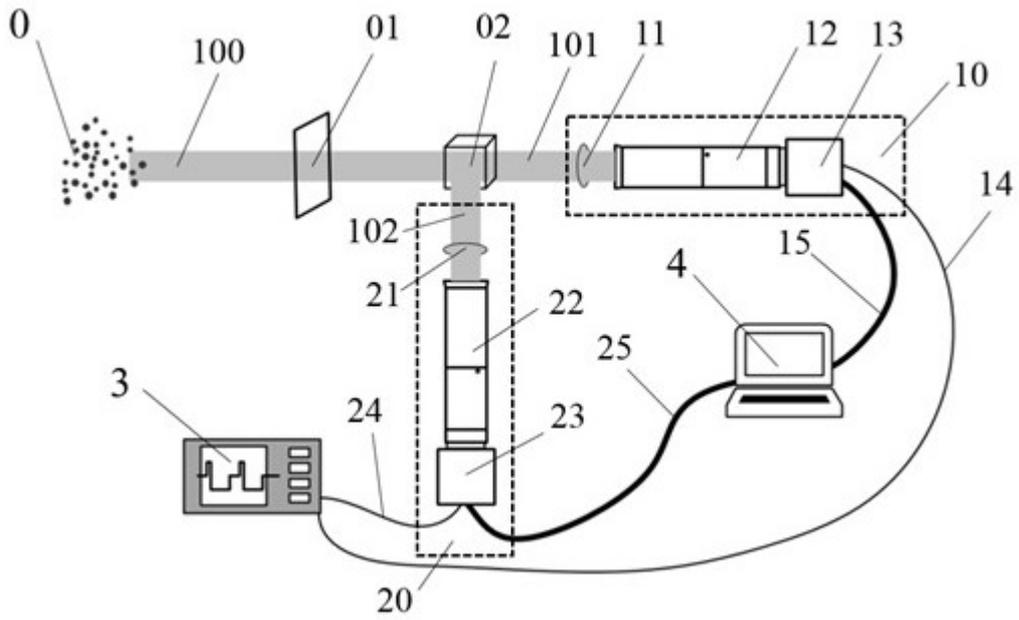


图1

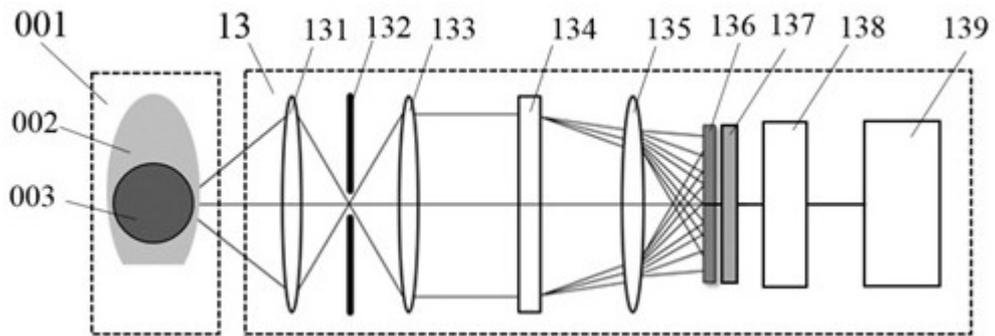


图2

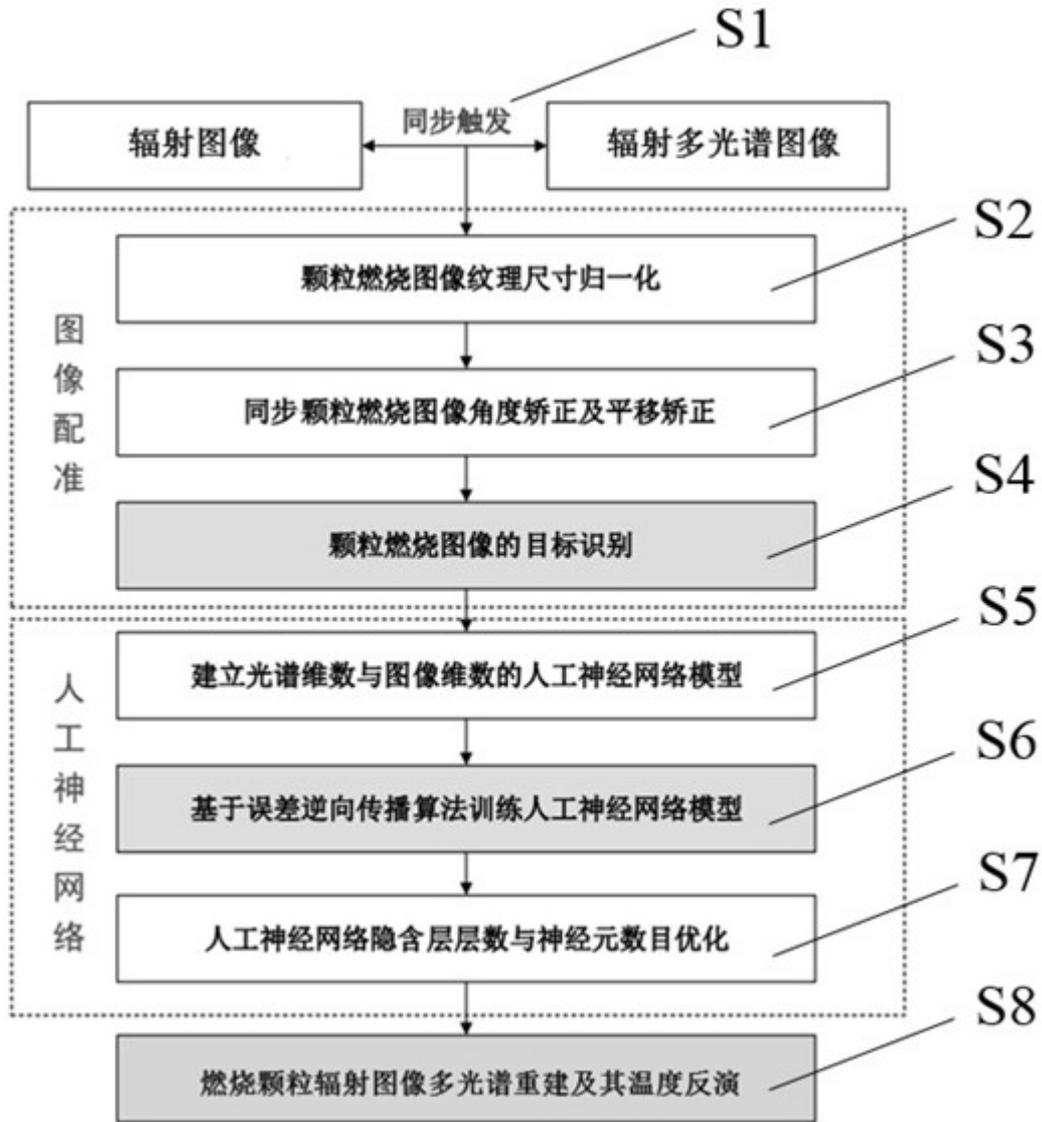


图3

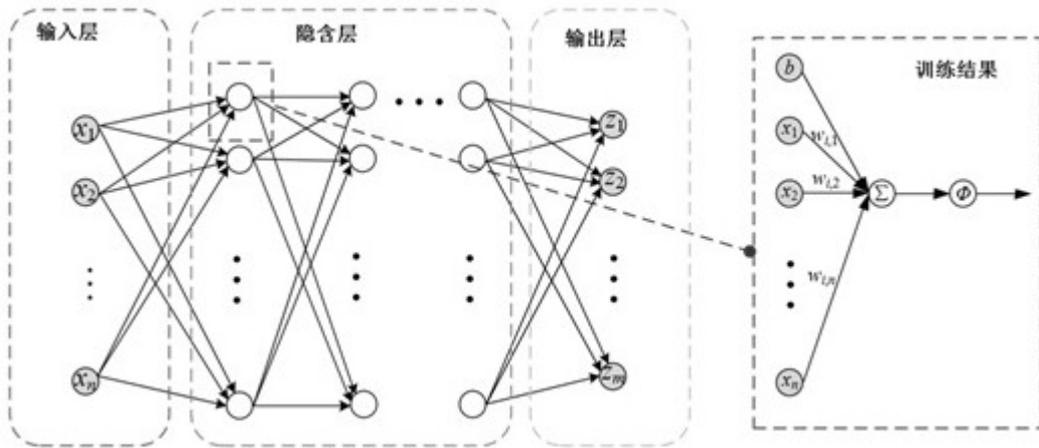


图4

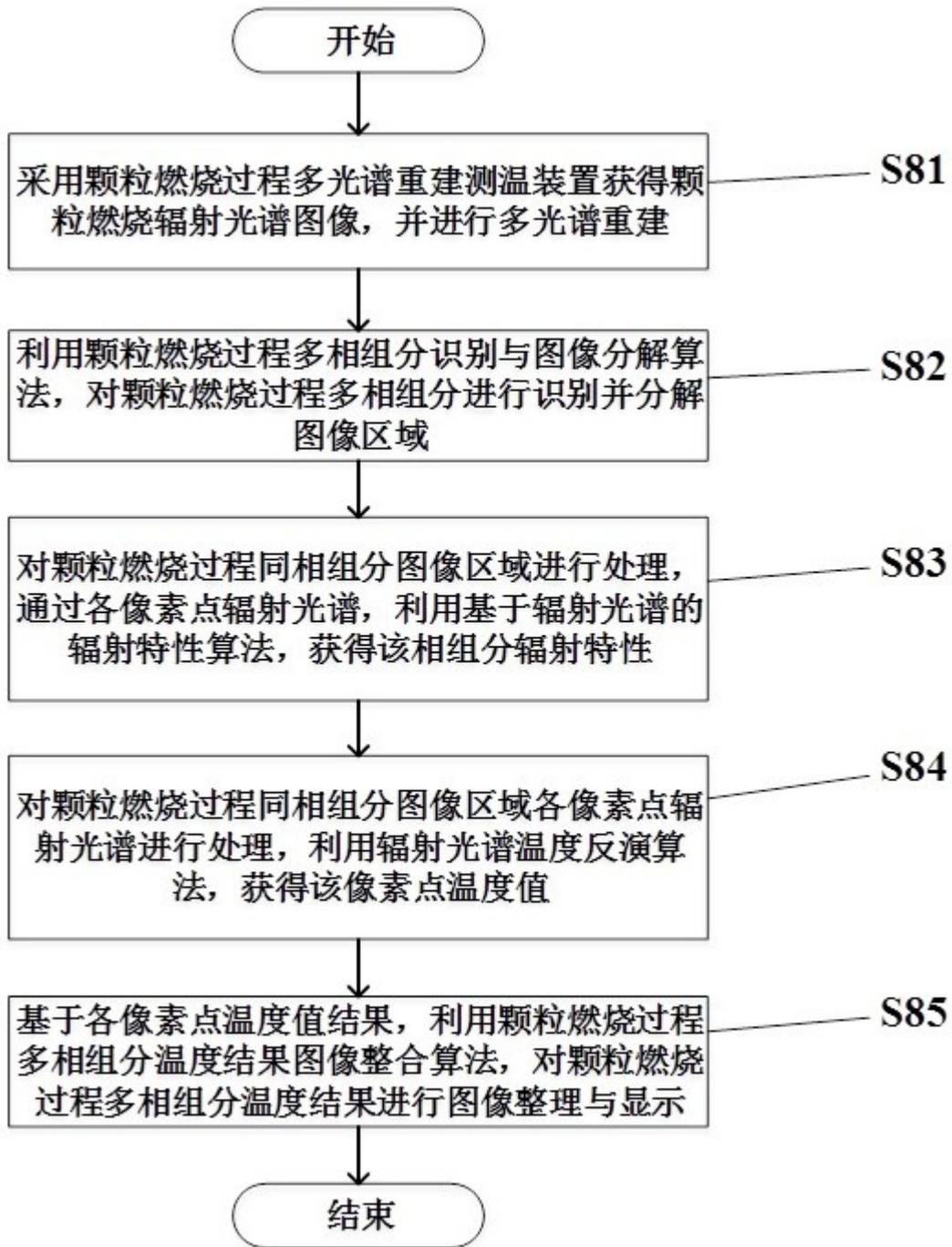


图5