

## 利用神经网络反演遥感相机扫描镜热变形的的方法

李正达 孙胜利 孙小进 陈异凡 韩逸啸 马孝浩 申笑天

## Method for retrieving thermal deformation of scanning mirror of remote sensing camera via the neural network algorithm

Li Zhengda, Sun Shengli, Sun Xiaojin, Chen Yifan, Han Yixiao, Ma Xiaohao, Shen Xiaotian

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/IRLA20230065>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### 利用双神经网络的相机标定方法

Camera calibration method based on double neural network

红外与激光工程. 2021, 50(11): 20210071 <https://doi.org/10.3788/IRLA20210071>

#### 激光主动成像中的BRDF特性

Analysis of BRDF character in active laser imaging

红外与激光工程. 2017, 46(S1): 18 <https://doi.org/10.3788/IRLA201746.S106004>

#### 激光三维成像中双光楔扫描参数的确定及优化

Determination and optimization of Risley prisms scanning parameters in laser 3D imaging

红外与激光工程. 2020, 49(8): 20190508 <https://doi.org/10.3788/IRLA20190508>

#### 基于卷积神经网络的反无人机系统图像识别方法

Image recognition method of anti UAV system based on convolutional neural network

红外与激光工程. 2020, 49(7): 20200154 <https://doi.org/10.3788/IRLA20200154>

#### 太赫兹成像质量提升方法

Improvement method for terahertz imaging quality

红外与激光工程. 2017, 46(11): 1126002 <https://doi.org/10.3788/IRLA201746.1126002>

#### 基于全光衍射深度神经网络的矿物拉曼光谱识别方法

Raman mineral recognition method based on all-optical diffraction deep neural network

红外与激光工程. 2020, 49(10): 20200221 <https://doi.org/10.3788/IRLA20200221>

# 利用神经网络反演遥感相机扫描镜热变形的方

李正达<sup>1,2</sup>, 孙胜利<sup>1,2\*</sup>, 孙小进<sup>1</sup>, 陈异凡<sup>1</sup>, 韩逸啸<sup>1</sup>, 马孝浩<sup>1</sup>, 申笑天<sup>1</sup>

(1. 中国科学院上海技术物理研究所 中国科学院智能红外感知重点实验室, 上海 200083;  
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:** 遥感相机的扫描镜通常位于光学系统的最前端, 容易受到在轨外热流的影响产生非规则的面型变化, 进而影响相机的成像质量。针对该问题设计了基于扫描镜温度值, 以神经网络算法为基本, 通过温度场变化反演扫描镜面型变化的扫描镜热变形测试方法。以该方法得出的扫描镜的面型变化可以作为后续成像系统面型修正的依据。该方法能够有效地提升遥感相机在轨的温度适用性, 延长遥感相机的可用时间。通过该方法计算出的面型变化与理论面型变化的差值优于 RMS 12.6 nm, 具有较高的面型还原精度, 验证了通过扫描镜温度值变化反演其面型变化的可行性。

**关键词:** 空间光学; 热应力分析; 图像分析; 神经网络算法

**中图分类号:** O439 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20230065

## 0 引言

随着遥感相机更大幅宽和更高灵敏的探测需求, 相机一般需要大视场和大口径的配置。大口径光学系统为了扩大成像幅宽, 通常会采用扫描的方式来实现<sup>[1-4]</sup>。大口径光学系统的扫描镜为平面镜, 在主光学系统光路的最前端, 通过转动扫描镜将不同角度的入射光折转入主光路, 以实现扩大相机视场的目标。

遥感相机受限于有限的空间约束, 系统的遮光罩长度受限, 同时系统的功耗和质量也限制了遥感相机的热控能力。因此, 作为光学系统中的第一个光学组件, 容易暴露在太阳辐射和地球反照之下, 也容易受到相机自身结构件辐射的影响, 如遮光罩、蒙皮板等, 都会使得反射镜的温度场发生改变, 产生的热应力会导致反射镜面型变化, 进一步影响到相机的成像质量, 限制相机在轨的可用时间<sup>[5-7]</sup>。

为了规避由于外热流导致的反射镜面型变化, 一般会采用反射镜转向规避或平台机动规避等方法, 此类方法会损失遥感相机的在轨可用时间。为了尽可能减少相机可用时间的损失, 可以采用波前补偿的方

式来实现对于镜面面型变化的补偿。补偿光学系统的波前需要首先测量出光学系统的波前变化, 以此变化为基础改变相应光学元件的面型从而实现对于波前的补偿。通常, 测量光学系统的波前变化需要采用波前传感器<sup>[8-9]</sup>, 此类方法目前在遥感相机研制上并不被经常使用, 主要原因是在光学系统中需要增加波前测试光路、波前传感器以及相应的辅助组件, 带来了质量、功耗以及空间的额外需求, 且对于大口径相机无法实现全光路的探测, 一般只针对局部孔径进行测试, 具有局限性。

文中提出的测试方法是基于算法结合干涉仪和反射镜背部测温, 所建立的反射镜温度场与反射镜镜面形变间的关系模型。通过验证, 该方法可实现优于 RMS 1/50λ(λ=0.6328 μm) 的面型还原精度。其核心是如何建立反射镜温度场与面型变化间的关系, 为此文中提出了以反射镜背部测温点为依据, 利用神经网络算法<sup>[10]</sup> 反演出反射镜的面型变化, 从而为后光路使用变形镜进行校正提供依据<sup>[11]</sup>。该方法无需增加额外波前测试系统, 减小光学系统的实现难度以及质量、功耗等额外的载荷负担, 更有利于在轨应用。

收稿日期: 2023-02-10; 修订日期: 2023-03-15

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2021YFB3701502)

作者简介: 李正达, 男, 助理研究员, 博士, 主要从事红外遥感方面的研究。

通讯作者: 孙胜利, 男, 研究员, 博士, 主要从事红外遥感方面的研究。

# 1 原理

## 1.1 原理介绍

遥感相机的扫描镜在轨应用时需要进行频繁的摆动,且需要实现较高的控制精度,测温点、加热片的引线也容易对扫描镜的在轨适用性产生影响。受限于在轨遥感相机的温控资源,以及反射镜控制可靠性的要求,反射镜的测、控温数量会保留最低的需求数量,且测、控温点需要贴在反射镜的背部。文中的目标是在不使用高精度波前测试系统的情况下,通过反射镜背部有限的测温点,反演出扫描镜表面的面型变化。

当反射镜受到外热流影响时,镜面会产生温度梯度,从而改变现有面型。为解算出两者的关系,可以将反射镜测温点的温度变化与其面型变化间建立数学表达式:

$$\Delta W = f(\Delta T_1, \Delta T_2, \dots, \Delta T_n) \quad (1)$$

式中:  $\Delta W$  表示反射镜的面型变化量;  $\Delta T_i (i=1 \sim n)$  为  $n$  个测试点的温度值变化。由于反射镜的温度场变化主要来源于外热流和相机蒙皮或结构温度变化导致的辐射变化,因此各个测温点间的温度场关系具有关联性,可以排除部分点温度突变的情况。建立面型变化量与背部温度值变化的准确数学表达较为困难,因此可以采用神经网络的算法,通过多工况的训练,得出温度与面型变化的关系,如此能够极大降低算法复杂性带来的计算误差,并可以充分利用神经网络的泛化性有效抑制噪声对计算结果的影响。

反射镜的面型变化  $\Delta W$  可以用多种方式表示,包括反射镜表面的点云、或者面型数值拟合。采用点云的表述方式能较为准确地将面型的细节变化表现出来,但数据量较大,相对于有限的测温点,面型点云表达将对算法迭代增加计算难度,因此采用面型的数值拟合方式对面型变化进行表达。文中采用了 Zernike 多项式对反射镜面型进行表示。Zernike 多项式<sup>[12]</sup>数

学表达式为:

$$Z(r, \theta) = \sum_n \sum_m [A_{nm} P_{nm}(\rho) \cos(m\theta) + B_{nm} P_{nm}(\rho) \sin(m\theta)] \quad (2)$$

其中

$$P_{nm}(\rho) = \sum_{j=0}^{\frac{n-m}{2}} C(n, m, j) \rho^{n-2j} \quad (3)$$

$$C(n, m, j) = \frac{(-1)^j (n-j)!}{j! ((n+m)/2 - j)! ((n+m)/2 - j)!} \quad (4)$$

式中:  $\rho$  为镜面半径的归一化值;  $n$  和  $m$  为多项式的角向级数和径向级数,可以根据拟合面型精度的需求进行调整。Zernike 多项式的不同项代表反射镜不同的像差的变化。因此,为了通过反射镜背部温度点反演出反射镜的面型变化,等价于计算出通过各测温点温度变化解算出 Zernike 多项式各像差参数的变化。文中提出使用神经网络算法通过所测量反射镜背部的测温点温度变化反向解算出反射镜面型变化情况,如此便能够根据反射镜的面型变化指导后续光路的波前补偿方案。

## 1.2 反射镜热变形分析模型建立

利用 BP 神经网络算法根据反射镜背部有限的测温点温度变化情况反演反射镜的面型变化,需要建立一套以有限元分析结果为基础的温度与面型变化的模型。

算法流程见图 1。具体步骤分解如下:

### Step1:

利用三反系统作为分析模型,如图 2 所示。

首先,建立遥感相机的光学与结构模型,遥感相机的光学参数见表 1。相机的扫描镜位于相机的最前端入光口处,受到太阳、地球辐照的影响较大,为减小反射镜所受到外热流影响,反射镜通常采用如 SiC、ULE 或 Zerodur 等材料,相对于 ULE、Zerodur 材料, SiC 具有更好的比刚度,可以获得较好的轻量化效果。该

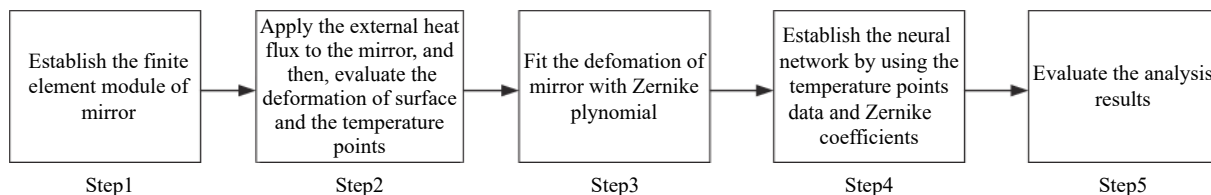


图 1 分析模型构建方法的流程图

Fig.1 The flow chart of the construction of analysis model

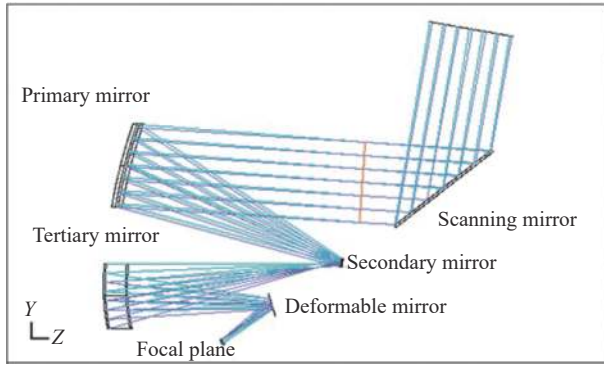


图 2 三反成像光学系统的光路图  
Fig.2 Optical path diagram of three mirror optical system layout

表 1 光学系统参数表

Tab.1 Parameters of the optical system

| No. | Parameter         | Value     |
|-----|-------------------|-----------|
| 1   | Field of view/(°) | 1.0×4.0   |
| 2   | Aperture/nm       | φ120      |
| 3   | Wavelength/μm     | 0.55-0.90 |
| 4   | Focal length      | 350       |

相机的扫描镜采用了 SiC 材料,具体的参数值如表 2 所示。

表 2 SiC 材料的关键参数值

Tab.2 The key parameters of SiC

| No. | Parameter  | Value |
|-----|--|-------|
| 1   | Density/kg·m <sup>-3</sup>   | 3.1   |
| 2   | Young's modulus/GPa  | 403   |
| 3   | Poisson's ratio  | 0.168 |
| 4   | Isotropic instantaneous coefficient of thermal expansion/×10 <sup>-6</sup> K | 2.24  |
| 5   | Isotropic thermal conductivity λ/W·m·K <sup>-1</sup>                         | 140   |

扫描镜的尺寸为 200 mm×140 mm 的近似椭圆形,经过轻量化后的结构形状如图 3 所示。

**Step2:**

反射镜的热弹变化主要来自于载荷在轨的外热流影响以及反射镜周围组件的热辐射。为了建立反射镜背部测温点温度变化和反射镜面型变化的关系,可以将热分析结果中的极值工况作为分析范围,在极值范围内随机选取  $n$  种工况为神经网络算法的数据输入,对应分析这些情况下反射镜相应的面型变化,随后将反射镜的面型变化换算成 Zernike 多项式的表达式。

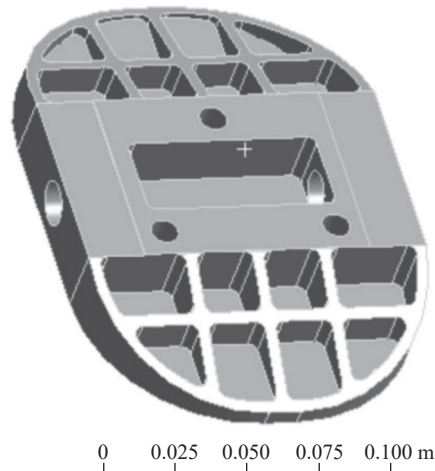


图 3 扫描镜轻量化结构图  
Fig.3 Lightweight structure of scanning mirror

**Step3:**

反射镜的面型可以用 Zernike 多项式进行表达。选取的 Zernike 阶数越高(公式(2)中的  $n$  和  $m$ ),反射镜面型的拟合精度越高。但由于神经网络算法的收敛特性,Zernike 系数的个数应不多于测温点的个数。反射镜测温点的个数受限于星上资源、运动可靠性等因素,通常较为少量,因此测温点的选取直接决定了 Zernike 多项式拟合系数个数的选取。可以在满足 Zernike 拟合精度的前提下,选取最少的多项式参数数量,从而对应不小于该数量的测温点数量。Zernike 多项式所对应的面型像差见表 3,表中  $\theta$  为极坐标角度,  $\rho$  为半径。

表 3 Zernike 多项式前 11 项表达式及对应的像差含义

Tab.3 The meaning of the first 11 terms of Zernike

| polynomial |     |      |                                 |                   |
|------------|-----|------|---------------------------------|-------------------|
| $n$        | $m$ | Term | Polynomial                      | Meaning           |
| 0          | 0   | 0    | 1                               | Piston            |
| 1          | +1  | 1    | $\rho \cos \theta$              | Tilt X            |
| 1          | -1  | 2    | $\rho \sin \theta$              | Tilt Y            |
| 1          | 0   | 3    | $2\rho^2 - 1$                   | Power             |
| 2          | +2  | 4    | $\rho^2 \cos 2\theta$           | Astigmatism X     |
| 2          | -2  | 5    | $\rho^2 \sin 2\theta$           | Astigmatism Y     |
| 2          | +1  | 6    | $(3\rho^2 - 2)\rho \cos \theta$ | Coma X            |
| 2          | -1  | 7    | $(3\rho^2 - 2)\rho \sin \theta$ | Coma Y            |
| 2          | 0   | 8    | $6\rho^4 - 6\rho^2 + 1$         | Primary spherical |
| 3          | +3  | 9    | $\rho^3 \cos 3\theta$           | Trefoil X         |
| 3          | -3  | 10   | $\rho^3 \sin 3\theta$           | Trefoil Y         |



由于入射光为平行光,因此一阶像差中平移、倾斜不会对相机像质产生影响,而彗差、像散、球差、三叶草像差则是需要进行校正的像差,离焦量对于平面反射镜是相当关键的像差,通常会产生像面的离焦,需要通过调焦机构进行补偿<sup>[13]</sup>。在进行 BP 神经网络的计算时,平移、倾斜像差可以忽略,同时将各个像差转换成极坐标的表达方式,如此可以针对特定像差的幅度或方向属性进行权重的修改,有利于算法的收敛。

**Step4:**

建立 BP 神经网络需要将反射镜背部测温点的温度变化数据作为神经网络的输入层,每个测温数据对应一个输入节点。将反射镜面型转换为 Zernike 多项式参数后,将各像差所对应的 Zernike 多项式的系数作为 BP 神经网络的输出层数据,每个系数对应一个输出节点。如图 4 所示。

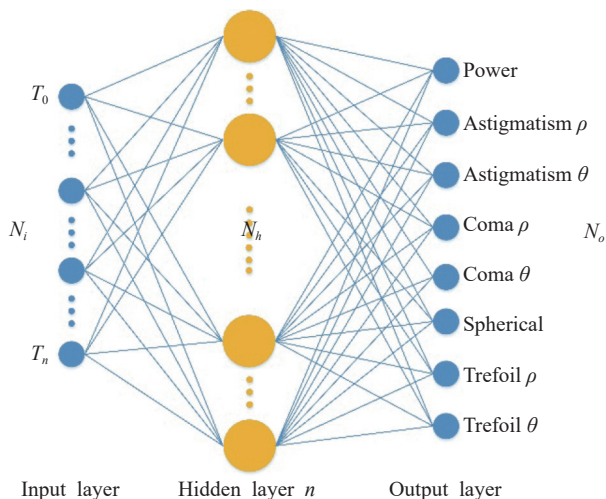


图 4 BP 神经网络构成图

Fig.4 The diagram of BP neural network

通过多个工况下的温度值与面型 Zernike 参数值训练,可以得出最终的 BP 神经网络各级的权重值模型。建立 BP 神经网络算法的流程图见图 5。

S1: 初始化各个参数,设置计算轮为  $N=200$ , 并且归一化输入参数。输入值为反射镜背部的测温点数据,  $n$  个测温点的温度值为  $T_1, \dots, T_n$ , 可以使用公式 (5) 将每个温度点的温度值进行归一化:

$$\text{Norm}(T_i) = \left( T_i - \frac{\sum_{i=1}^n T_i}{n} \right) / \max_n (|T_1, \dots, T_n|) \quad (5)$$

式中: 归一化的第  $i$  个测温点温度值  $\text{Norm}(T_i)$  等于

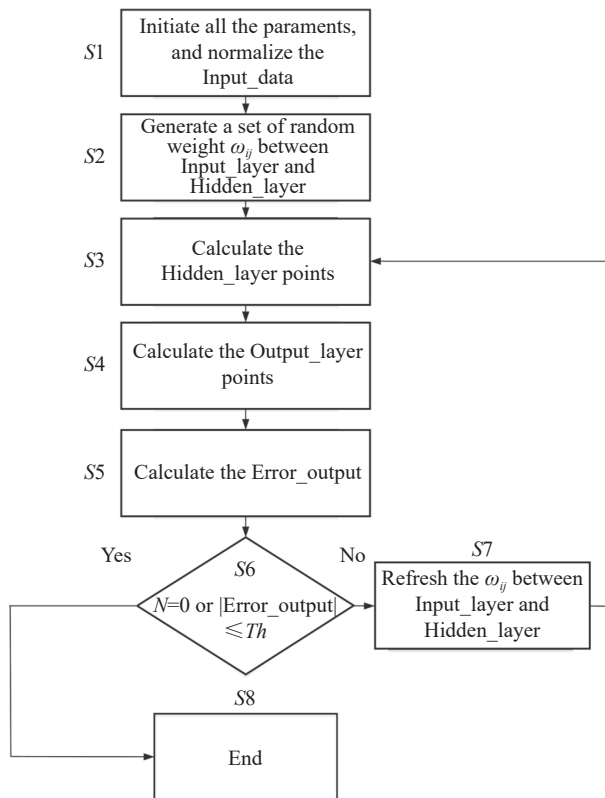


图 5 神经网络算法流程图

Fig.5 The flow chart of artificial BP network algorithm

$T_i$  减去所有测温点的平均温度值除以所有测温点温度绝对值的最大值。

S2: 首先产生一组随机的权重值  $\omega_{ij}$ , 随机权重值为输入层与隐藏层间的权重, 权重的选取范围为  $-1 < \omega_{ij} < 1$ 。隐藏层与输出层间的权重  $v_{jk}$ , 同理权重的选取范围为  $-1 < v_{jk} < 1$ 。

S3: 通过输入层与隐藏层之间的权重计算隐藏层的输出值, 可表示为:

$$O_H = \text{sigmoid}(W_{I-H} \cdot I) \quad (6)$$

式中:  $I$  表示输入层的矩阵, 为镜面的测温点的温度值;  $W_{I-H}$  为输入层与隐藏层间的权重值矩阵;  $\omega_{ij} \in W_{I-H}$ ;  $O_H$  为隐藏层的输出值矩阵; Sigmoid 为 S 型生长曲线。

S4: 通过隐藏层与输出层之间的权重计算输出层的输出值为:

$$O_O = \text{sigmoid}(V_{H-O} \cdot O_H) \quad (7)$$

式中:  $O_H$  表示隐藏层的输出矩阵;  $V_{H-O}$  为隐藏层与输出层间的权重矩阵;  $v_{jk} \in V_{H-O}$ ;  $O_H$  为隐藏层的输出值矩阵。

S5: 比较输出层的输出值与期望值间的差值, 可以得出此轮计算后的模型误差。由于每种像差对最

终的成像质量影响不同,且部分的像差可以通过后期算法进行残差的消除<sup>[13]</sup>,因此针对输出值权重可以设置不同值。输出层误差可以表示为各个节点的误差的平方和,通过对输出值节点的权重设置,每个输出节点的输出值与期望值间的误差平方后乘上该节点的权重,然后求和。总输出误差 $E_o$ 可以表示为:

$$E_o = \sum_{k=1}^n q_k \cdot (o_k - a_k)^2 \quad (8)$$

式中:  $q_k$  为第  $k$  个输出节点的权重;  $o_k$  为第  $k$  个输出节点的数值;  $a_k$  为第  $k$  个输出节点的期望值。

S6: 每轮计算完成后需要判断当前计算轮是否已经结束,同时选用判断输出的误差值是否小于等于阈值  $Th$ , 此处阈值可以选取接近于 0 的值, 如  $10^{-5}$ 。

S7: S6 的判断为错误时, 需要更新权重值, 输出层与隐藏层之间的权重更新的方式为:

$$v'_{jk} = v_{jk} - \alpha \cdot \frac{\partial E_o}{\partial v_{jk}} \quad (9)$$

式中:  $v'_{jk}$  为更新后的权重值;  $v_{jk}$  为更新前的权重值; 式中的下标  $j$  为隐藏层的节点编号;  $k$  为对应输出层的节点号;  $\alpha$  为学习率, 初始值可设为 0.01;  $\partial E_o / \partial y$  为误差函数相对于权重值变化的斜率。斜率可表示为:

$$\frac{\partial E_o}{\partial v_{jk}} = \frac{\partial E_o}{\partial o_k} \cdot \frac{\partial o_k}{\partial v_{jk}} \quad (10)$$

可以分解得出<sup>[10,14-15]</sup>:

$$\frac{\partial E_o}{\partial v_{jk}} = -2(a_k - o_k) \times \text{sigmoid}\left(\sum_j v_{jk} \cdot h_j\right) \cdot \left(1 - \left(\text{sigmoid}\left(\sum_j v_{jk} \cdot h_j\right)\right)\right) \cdot h_j \quad (11)$$

式中:  $a_k$  为输出节点期望值;  $o_k$  为节点的输出值;  $h_j$  为隐藏层  $j$  节点的输出值。

同时需要更新输入层与输出层间的权重:

$$\frac{\partial E_o}{\partial \omega_{i,j}} = \frac{\partial E_o}{\partial o_k} \cdot \frac{\partial o_k}{\partial h_j} \cdot \frac{\partial h_j}{\partial \omega_{i,j}} \quad (12)$$

式中:  $\omega_{i,j}$  为输入层与隐藏层间的权重值;  $i$  表示输入层第  $i$  个节点;  $j$  为隐藏层第  $j$  个节点。

同理, 可得:

$$\frac{\partial E_o}{\partial \omega_{i,j}} = \sum_k -2(a_k - o_k) \times \text{sigmoid}\left(\sum_j v_{jk} \cdot h_j\right) \cdot \left(1 - \left(\text{sigmoid}\left(\sum_j v_{jk} \cdot h_j\right)\right)\right) \times \sum_j v_{jk} \times \text{sigmoid}\left(\sum_i \omega_{i,j} \cdot i_i\right) \cdot \left(1 - \left(\text{sigmoid}\left(\sum_i \omega_{i,j} \cdot i_i\right)\right)\right) \cdot i_i \quad (13)$$

式中:  $i_i$  为输入层  $i$  节点的输入值。输入层与隐藏层间的权重修正可表示为:

$$\omega'_{i,j} = \omega_{i,j} - \alpha \cdot \frac{\partial E_o}{\partial \omega_{i,j}} \quad (14)$$

然后回到 S3, 重新计算模型。

S8: S6 的判断为正确时, 接受权重模型。

### Step5:

利用 Step4 便得出的 BP 神经网络权重值模型, 如此便可以根据反射镜测温点数据反演出反射镜面型的变化情况。

## 2 反射镜热变形反演模型有效验证

为了验证该方法的有效性, 采用一套离轴三反遥感相机模型进行验证, 该模型的光路见图 2, 其结构如图 6 所示。

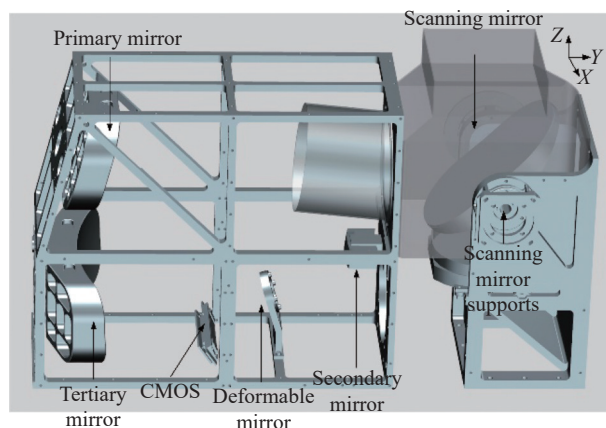


图 6 离轴三反遥感相机结构示意图

Fig.6 Structural schematic diagram of off-axis three mirror remote sensing camera

三反遥感相机采用了扫描镜进行扫描成像, 扫描镜的支撑方式为两侧的穿轴安装, 使其可以绕  $X$  轴进行转动, 从而实现大视场成像。扫描镜由于处在整个光学系统最前端, 且受限于整星的包络限制, 相机的遮光罩长度有限, 扫描镜相对于其他光学组件及结构件所受到在轨外热流的影响更大, 扫描镜更加容易发生形变, 从而导致相机成像质量的下降。根据分析在轨环境, 可以通过有限元分析计算出不同工况下的扫描镜温度场变化和面型变化情况。

图 7 为遥感相机扫描镜和遮光罩的结构形式, 在温度工况分析时除设置外热流-太阳和地球反照辐射

外, 还需将不同的温度工况赋值到遮光罩上, 综合计算出扫描镜的温度变化。

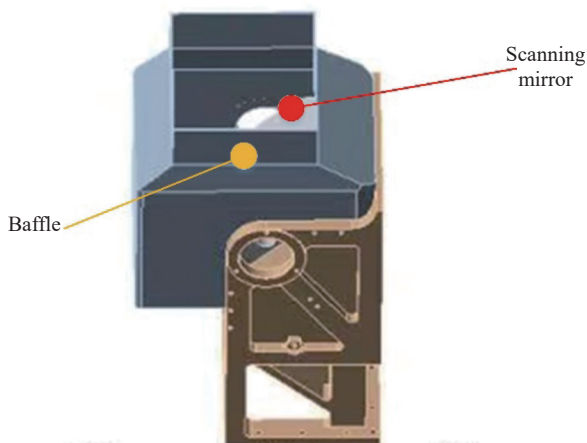


图 7 遥感相机扫描镜与遮光罩的结构

Fig.7 Structure of the scanning mirror and light shield for remote sensing cameras

由于受限于在轨资源以及考虑到运动部件的可靠性, 扫描镜的测温点需要贴在背部, 且测温点数量也有限。在扫描镜的背部选取了 8 个测温点, 测温点的分布情况如图 8 所示。

采用 205 套随机在轨外热流工况计算出扫描镜背部测温点的温度值以及所对应的反射镜面型变化情况, 其中 200 套用于优化神经网络, 剩余 5 套用于验证其有效性。在实际地面测试中, 也可采用干涉仪在温度循环试验中测试扫描镜的面型变化, 从而建立扫描镜测温点与反射镜面型变化间的多工况样本, 用于训练神经网络模型。

将反射镜的面型变化转换为 Zernike 多项式的表达方式, 选取面型中的彗差、像散、球差等 8 项主要影响最终成像面型的低阶像差, 结合扫描镜背部 8 个测温点的温度值输入 BP 神经网络。BP 神经网络采

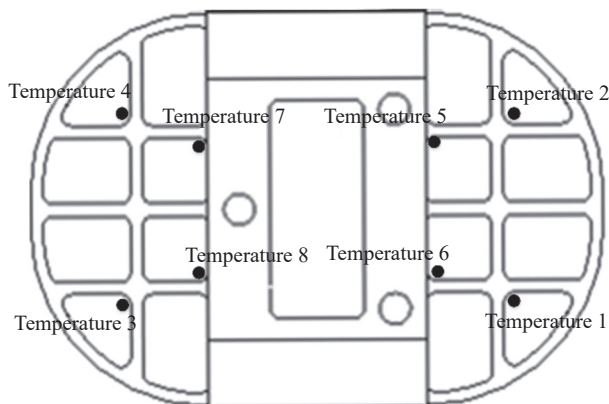


图 8 扫描镜背部测温点位置

Fig.8 Temperature measuring point on the back of scanning mirror

用 3 层结构, 分别为输入层、隐藏层和输出层, 输入层的节点数为 8, 8 个测温点对应于输入层的 8 个节点, 输出层节点数也为 8, 对应于 Zernike 多项式的 8 个参数, 隐藏层采用 16 个节点。

其中, 输出总误差算式中的权重用于对不同像差输出值进行权重调节, 8 类像差中, 如 Power、Spherical、Trefoil 等是难以利用后续图像算法进行校正的<sup>[13]</sup>, 因此可以采用较高的权重。相对地, Coma 和 Astigmatism 则是可以通过后续图像算法进行校正, 因此权重相对小。同时相对于像差的量级, 像差的角度更加敏感, 因此 Coma、Astigmatism 和 Trefoil 的角度值相对于幅度的权重更大。权重值可以根据每轮的测试结果进行调整, 使得计算出的误差值最小。

BP 神经网络的学习率  $\alpha$  为一个可变量, 可以根据输出的误差值进行调整, 初始设置为 0.01。设置阈值为  $Th=10^{-6}$ 。为了验证算法的有效性, 用 5 种不同的随机外热流工况作为测试工况对算法进行测试, 通过集成分析计算出扫描镜背部 8 个测温点的温度值, 把温度值作为 BP 算法的输入值, 可以计算出反射镜表面形变量的 Zernike 多项式的系数值。表 4 为 5 种

表 4 扫描镜背部 8 个测温点的温度值 (单位: °C)

Tab.4 Temperature values of 8 temperature measurement points on the back of scanning mirror (Unit: °C)

| No. | T1    | T2    | T3    | T4    | T5    | T6    | T7    | T8    | Ave temp |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|
| 1   | 7.49  | 9.12  | 10.41 | 11.26 | 4.91  | 3.17  | 7.95  | 6.82  | 7.64     |
| 2   | 16.98 | 21.08 | -0.2  | 5.14  | 19.66 | 17.05 | 8.26  | 5.58  | 11.69    |
| 3   | 22.90 | 20.87 | 2.6   | 1.44  | 21.12 | 22.82 | 7.49  | 9.24  | 13.56    |
| 4   | 18.87 | 14.05 | 9.62  | 5.58  | 16.93 | 19.89 | 10.75 | 13.88 | 13.70    |
| 5   | 24.29 | 21.38 | 17.12 | 14.63 | 24.39 | 26.38 | 19.45 | 21.33 | 21.12    |



测试工况下,扫描镜背部 8 个测温点的温度情况。

络中,可以计算出不同工况下的扫描镜面型的 Zernike

将 5 种不同工况下的测温点值输入到 BP 神经网络

多项式像差系数值,如表 5 所示。

表 5 扫描镜面型 Zernike 多项式的像差系数

Tab.5 Aberration coefficients of scanning mirror via Zernike polynomials

| No. | Power/ $\lambda$ | Ast $\rho/\lambda$ | Ast $\theta/(\circ)$ | Com $\rho/\lambda$ | Com $\theta/(\circ)$ | Tref $\rho/\lambda$ | Tref $\theta/(\circ)$ | Sph/ $\lambda$ |
|-----|------------------|--------------------|----------------------|--------------------|----------------------|---------------------|-----------------------|----------------|
| 1   | 0.0330           | 0.0569             | 81.912               | 0.0603             | 68.336               | 0.0926              | 29.651                | 0.0379         |
| 2   | 0.0012           | 0.0326             | 40.045               | 0.0353             | 106.58               | 0.0801              | 28.686                | 0.0255         |
| 3   | -5e-4            | 0.01395            | 32.6296              | 0.02962            | 59.6132              | 0.06413             | 37.1308               | 0.01664        |
| 4   | -0.0024          | -0.0036            | 93.065               | 0.0346             | 90.018               | 0.0503              | 39.795                | 0.0189         |
| 5   | -0.018           | 0.0163             | 3.5802               | 0.00142            | 33.143               | 0.01940             | 9.2916                | 0.00100        |

通过比较扫描镜的温度工况相对于系统初始装调环境 (20  $\circ\text{C}$ ),温度场的变化范围跨度较大时,表 4 在工况 1,温度的平均值为 7.64  $\circ\text{C}$ ,与常温环境的温差为 12.36  $\circ\text{C}$ ,大于其他 4 个工况的温度平均值,因此产生了更大的面型变化,而工况 5 的平均温度值与初始装调环境相近,面型变化较小。由此可见,扫描镜的面型变化不仅与扫描镜的温度均匀性有关,也与扫描镜的在轨温度相对于装调温度的温差有关。

表 6 神经网络方法计算出的反射镜面型与理论面型的区别,  $\lambda=0.6328 \mu\text{m}$

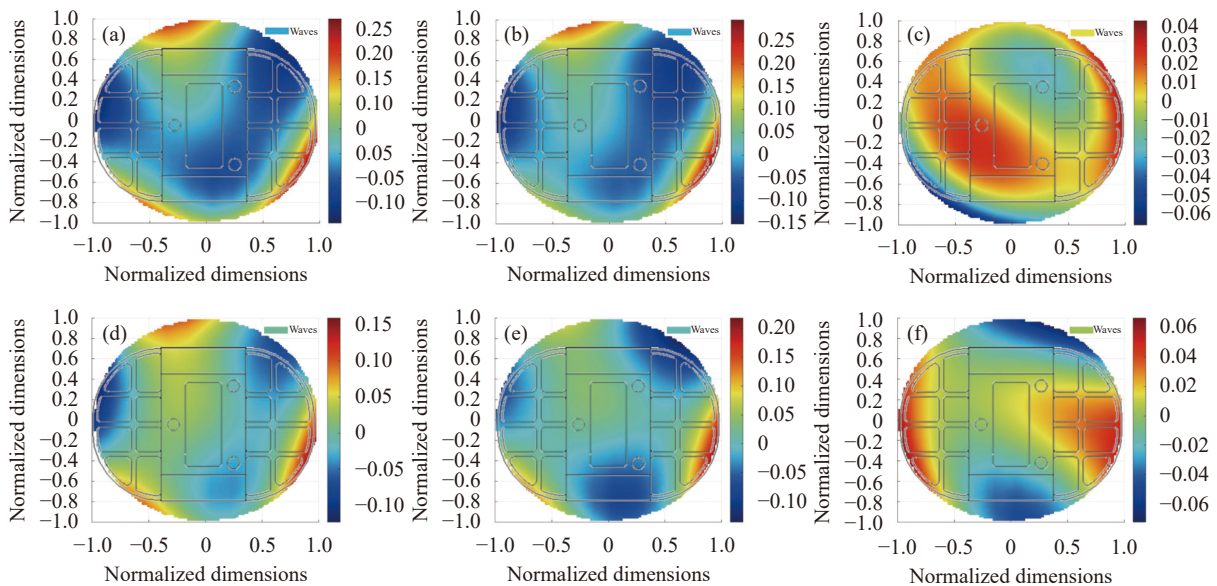
Tab.6 The difference between the surface deformation calculated by neural network and the theoretical surface deformation,  $\lambda=0.6328 \mu\text{m}$

| No. | Theoretical surface deformation (RMS, $\lambda$ ) | BP network algorithm (RMS, $\lambda$ ) | Residual errors (RMS, $\lambda$ ) |
|-----|---|--|-----------------------------------|
| 1   | 0.049559  | 0.049555                               | 0.0160                            |
| 2   | 0.029358  | 0.035631                               | 0.0195                            |
| 3   | 0.022354  | 0.026707                               | 0.0119                            |
| 4   | 0.031312  | 0.024892                               | 0.0133                            |
| 5   | 0.012395  | 0.013173                               | 0.0077                            |

通过对比有限元求解的反射镜理论面型变化与 BP 网络算法计算出面型变化验证该算法的有效性。如表 6 所示,通过两种方法所计算出的反射镜面型变化,相减后得出残差。表中,第一列为通过有限元分析得出的面型变化情况,第二列为通过 BP 神经网络算法计算出的面型变化,第三列则为两者相减的面型残差。

图 9 中,波长  $\lambda$  为 0.6328  $\mu\text{m}$ ,根据仿真计算结果可知,通过对随机的 5 个工况下扫描镜温度值的分析,可以正确地得出随温度场变化下的扫描镜面型变化。以此计算出的反射镜面型变化可以对调整后光路的变形镜进行面型补偿,从而实现相机成像质量的提升。

根据计算结果,通过神经网络计算出的面型与理论面型间的误差小于  $\text{RMS } 1/50\lambda(\lambda=0.6328 \mu\text{m})$ ,约 12.6 nm,可以满足扫描镜的面型公差要求。





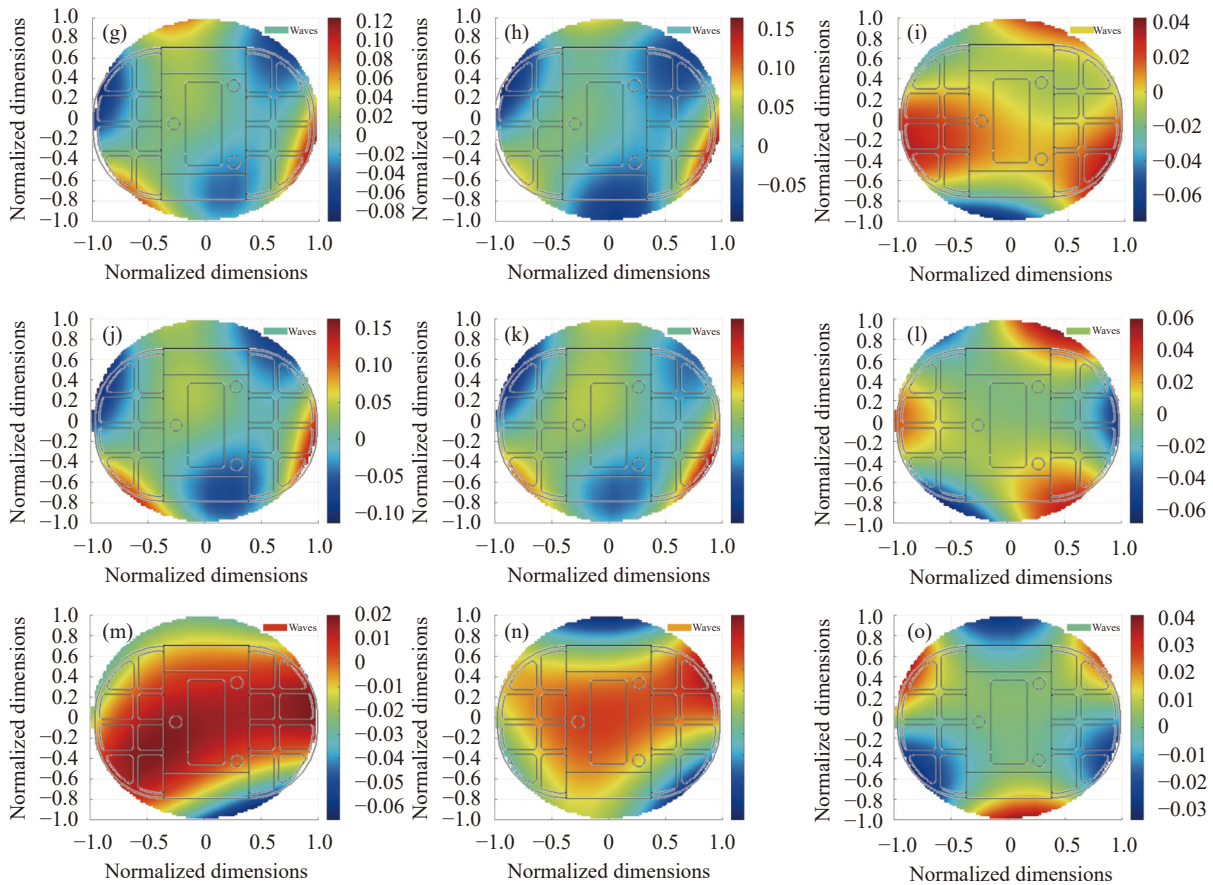


图 9 (a)、(d)、(g)、(j)、(m) 通过有限元分析计算出的扫描镜理论面型变化; (b)、(e)、(h)、(k)、(n) BP 神经网络算法计算出的面型变化; (c)、(f)、(i)、(l)、(o) 两者相减后的残差

Fig.9 (a), (d), (g), (j), (m) Theoretical surface deformation of the scanning mirror calculated by the finite element analysis; (b), (e), (h), (k), (n) Surface deformation calculated via BP network algorithm; (c), (f), (i), (l), (o) Residual errors

### 3 结 论

遥感相机扫描镜在外热流的影响下会对成像质量产生较大的影响,为了在轨能实现更为高效的成像补偿,文中提出了利用神经网络算法,通过扫描镜本身的测温点反演扫描镜面型的方法。通过该方法能够准确反演出扫描镜受到外热流产生的面型变化,进而为实现在后光路的补偿提供准确的面型值。通过仿真分析,该方法反演的面型变化与理论面型变化相差小于 12.6 nm,为遥感相机在轨能够实现较好的面型测试、用于补偿外热流影响提供了新的解决方案。

#### 参考文献:

[1] Wang Ganquan, Chen Guilin. Two-dimensional scanning infrared imaging technology on geosynchronous orbit [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(2): 429-433. (in Chinese)

(Chinese)

[2] Lei Ping, Xing Hui, Wang Juanfeng, et al. Research on early warning and detection capability of scanning camera of space-based infrared system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(9): 20210977. (in Chinese)

[3] Xu Minda, Tian Xue, Yao Rui, et al. Design of two-dimensional image space scanning cooled infrared optical system with tilt mirror [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(3): 20210407. (in Chinese)

[4] 周世椿. 高级红外光电工程导论[M]. 北京: 科学出版社, 2014: 318-331.

[5] Siliang Y, Guilin C, Ganquan W. Thermal-structural modeling and simulation for scan mirror on imager in solar radiation [J]. *Chinese Space Science and Technology*, 2011, 31(1): 62-69. (in Chinese)

[6] Zurmehly G E, Hookman R A. Thermal and structural analysis of the GOES scan mirror's on orbit performance[C]//SPIE,

- 1991,1532: 15-37.
- [7] Siliang Y, Ganquan W, Guilin C. Midnight solar intrusion simulation of imager in FY-4 satellite based on matlab [J]. *Aerospace Shanghai*, 2006(5): 46-49. (in Chinese)
- [8] Zhang Zhiwei, Yu Xin, Yang Bingxin. The application of adaptive optics on space optical remote sensor [J]. *High Technology Letters*, 2000(3): 48-52. (in Chinese)
- [9] Wu Q B, Chen S J, Dong S. Experimental investigation on correction of thermal and gravitational distortion of mirrors with adaptive optics [J]. *Chinese Space Science and Technology*, 1999(5): 55-61. (in Chinese)
- [10] Hagan M T, Demuth H B, Mark H. Beale et al. Neural Network Design[M]. Dai Kui, translated. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2018: 180-201. (in Chinese)
- [11] Chen Xindong. Testing of a 9-points deformable mirror and its application in space camera system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(10): 1023001. (in Chinese)
- [12] Ye H, Li X, Xian H, et al. Relationship between Zernike wavefront errors and beam quality factor  $\beta$  for optics system [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2009, 36(6): 1420-1427. (in Chinese)
- [13] Tan Zheng, Xiangli Bin, Lv Qunbo, et al. Optics/digital processing co-design method based on aberration optional-correcting [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, 47(5): 0511001. (in Chinese)
- [14] Tariq Rashid. Make Your Own Neural Network[M]. Lin Ci, translated. Beijing: Post & Telecom Press, 2018: 71-75. (in Chinese)
- [15] 侯媛彬. 神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2007: 40-120.

## Method for retrieving thermal deformation of scanning mirror of remote sensing camera via the neural network algorithm

Li Zhengda<sup>1,2</sup>, Sun Shengli<sup>1,2\*</sup>, Sun Xiaojin<sup>1</sup>, Chen Yifan<sup>1</sup>, Han Yixiao<sup>1</sup>, Ma Xiaohao<sup>1</sup>, Shen Xiaotian<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Intelligent Infrared Perception, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

### Abstract:

**Objective** Wide-range and high-resolution imaging is one of the important development directions of remote sensing cameras. In order to achieve wide-range and high-resolution imaging, the most common method is to scan a large field of view through a scanning mirror. As an important component of remote sensing cameras to achieve large field of view imaging, scanning mirrors are usually located at the forefront of the entire imaging system, and expand the imaging field of view by changing the incident optical angle. It is easily to expose the scanning mirror to the direct influence of external heat flow, such as sunlight and Earth's reflected light, which may lead to change in the temperature of the scanning mirror, and the thermal stress can lead to change in the surface figure of the scanning mirror, thereby affecting the imaging quality of the camera and limiting the available time of the camera in orbit. Therefore, when more resources cannot be provided to ensure the temperature stability of the scanning mirror, the best way to achieve high-quality imaging is to compensate for surface change caused by thermal deformation. How to accurately test the surface change of the scanning mirror in orbit becomes a key step in whether to compensate for thermal deformation surface change.

**Methods** The proposed method is based on an algorithm that combines the interferometer data and the temperature of the mirror to establish a relationship model between the temperature of the mirror and the deformation of the mirror surface. In this paper, a neural network algorithm is adopted, which puts the temperature measurement values of the mirror as the input and the surface figure change of the mirror as the output (Fig.4). The function of inverting the surface mirror change of the mirror through the temperature values of

the mirror can be realized. The input temperature values are provided by eight temperature measuring points on the back of the mirror (Fig.7). The surface figure of the mirror is expressed using a Zernike expression, including Power, Astigmatism, Coma, Trefoil, and Spherical aberration (Tab.5).

**Results and Discussions** The method can achieve better performance than RMS 12.6 nm (Fig.8), which is a good performance. The core of the algorithm is how to establish the relationship between the temperature of the mirror and the surface figure change. Therefore, this paper proposes to use the neural network algorithm to reverse the surface figure change of the mirror based on the temperature measurement points on the back of the mirror, providing a basis for the use of deformable mirror in the rear optical path for correction. This method eliminates the need for additional wavefront testing systems, which can reduce the implementation difficulty of optical systems, as well as additional load burdens such as weight and power consumption. And The method is also more conducive to in-orbit applications.

**Conclusions** The scanning mirror of a remote sensing camera has a significant impact on the imaging quality under the influence of external heat flow. In order to achieve more efficient imaging compensation in orbit, this paper proposes a method of using neural network algorithms to invert the surface figure change of the scanning mirror through the temperature measurement points of the scanning mirror itself. The method can accurately reflect the surface figure change of the scanning mirror caused by external heat flow, thereby providing accurate surface figure change for the compensation of the optical path after implementation. Through analysis, The residual errors between the retrieved surface figure and the theoretical surface figure is less than 12.6 nm, providing a new solution for remote sensing cameras to achieve better surface figure test method in orbit and to compensate for the impact of external heat flow.

**Key words:** space optics; thermal stress analysis; image analysis; neural network algorithm

**Funding projects:** Natural Key Research and Development Program of China (2021YFB3701500)