

基于深度学习与立体视觉的四大管道位移监测系统

张军亮¹, 周 宾², 李延兵¹, 曹耀武¹

¹陕西国华锦界能源有限责任公司, 陕西 神木

²东南大学能源与环境学院, 江苏 南京

收稿日期: 2021年12月3日; 录用日期: 2022年1月9日; 发布日期: 2022年1月19日

摘 要

火力发电厂的“四大管道”长期处于高温高压的运行状态下, 在机组的常年运行过程中, 由于调峰等电力任务的存在, “四大管道”的管道会发生蠕变从而产生位移, 因此需要对其进行监测进而保障机组运行安全。为了提高测量精度和降低测量用时, 从而达到高精度三维管道位移实时监测的目的, 提出了一种基于立体视觉与深度学习相结合的非接触式四大管道位移在线测量系统。该系统使用两台相机对固定于四大管道上的棋盘格标靶进行拍摄, 捕获图像利用深度学习神经网络进行处理, 无需单独对相机进行畸变矫正与双目矫正, 实验室标定之后即可用于现场实际环境的测量。在实现了四大管道三维位移的高精度监测的同时, 使得测量操作更加简洁、系统智能化程度进一步提高。实验结果表明: 该系统测量的标准差小于0.24 mm, 位移测量误差小于0.3%, 单点测量时间小于0.1 s, 是一套适用于四大管道高精度三维位移实时监测的测量系统。

关键词

立体视觉, 深度学习, 四大管道位移, 在线测量

Displacement Monitoring System of Four Pipelines Based on Deep Learning and Stereo Vision

Junliang Zhang¹, Bin Zhou², Yanbing Li¹, Yaowu Cao¹

¹Shaanxi Guohua Jinjie Energy Co., Ltd., Shenmu Shaanxi

²School of Energy and Environment, Southeast University, Nanjing Jiangsu

Received: Dec. 3rd, 2021; accepted: Jan. 9th, 2022; published: Jan. 19th, 2022

文章引用: 张军亮, 周宾, 李延兵, 曹耀武. 基于深度学习与立体视觉的四大管道位移监测系统[J]. 传感器技术与应用, 2022, 10(1): 45-59. DOI: 10.12677/jsta.2022.101007

Abstract

The “four pipelines” of thermal power plant have been operating under high temperature and high pressure for a long time. During the perennial operation of the unit, due to the existence of peak shaving and other power tasks, the pipelines of the “four pipelines” will creep and produce displacement. Hence, the monitor of pipelines is needed to ensure the safe operation of the unit. A non-contact online measurement system is advanced in this paper to improve the measurement accuracy and reduce the measurement time, so as to achieve the purpose of high-precision three-dimensional pipeline displacement real-time monitoring. The system used two cameras to capture the chessboard grid target fixed on the four pipelines, and the captured image is processed by deep learning neural network, so that the system could be used in the measurement of actual environment without the process of distortion and binocular correcting of cameras after calibration in the laboratory. While realizing the high-precision monitoring of the three-dimensional displacement of the four pipelines, the measurement operation was more concise and the degree of system intelligence is further improved. The experimental results showed that the standard deviation of the system is less than 0.24 mm, the displacement measurement error is less than 0.3%, and the single point measurement time is less than 0.1 s. It was a set of measurement system suitable for high-precision three-dimensional displacement real-time monitoring of four pipelines.

Keywords

Stereo Vision, Deep Learning, Displacement of Four Pipelines, Online Measurement

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来,随着经济发展和科技进步,电力需求进一步加大,针对火力发电厂单元机组的要求也不断提高。高参数、大容量机组已逐步取代小容量机组,成为中国电力系统中的支柱机型。实现电力企业现代化管理,保障火电机组安全运行以及提高电力系统的稳定性成为电力行业普遍关注的问题[1]。随着发电机组的更新换代,大容量机组的汽水管道的日趋复杂,庞大的汽水管道在对设计安装提出更高要求的同时,其安全性能也成为安装和设计好坏的重要评估指标。随着对机组安全性要求的提高,而传统的测量方法在诸多方面存在弊端,因此急需先进的新式测量方法以保障火电机组的稳定运行。

火力发电厂“四大管道”在锅炉汽水管道中通常承受着较高的蒸汽温度和压力参数,因此对超温响应极为敏感。具体地,“四大管道”包括:主蒸汽管道、热再热蒸汽管道、冷再热蒸汽管道和高压给水管。常年处于高温高压状态下运行的“四大管道”,相较于其他系统管道而言更容易发生蠕变,从而造成支吊架形变,由此导致的管道位移将会使得火电机组在非设定的情况下运行[2] [3]。当这种位移超过设计值时,就会存在安全隐患,威胁到机组的安全运行,甚至是现场人员的人身安全。对“四大管道”的位移量进行实时监测,是火电机组稳定运行的保障,也是现场人员的人身安全保障。

锅炉现场环境恶劣,许多位移传感器的使用在火电机组上存在一定的限制。传统技术中,锅炉四大管道位移测量时大多采用机械式膨胀指示器,即在管道外壁上焊接一根金属杆,金属杆的另一端安装一

个指针, 指针通过弹簧保持始终紧贴在一个带有刻度且空间位置不变的金属面板上, 通过管道位移带动指针移动, 从而在金属面板上画下刻痕, 通过人工监测刻痕的长度与方向, 确定管道位置的变化。机械式膨胀指示器只能获取管道在竖直方向和垂直于管道壁方向这两个方向上的位移变化, 其安全监测靠人工采集处理数据, 存在主观误差。此外, 该测量方式获取到的位移量仅是一段时间内管道位移的最大量, 尤其在电厂出现紧急情况时, 不能及时连续完成数据采集, 难以实时监控和评估管道系统的安全状况。另外, 由于制造材料和现场环境的原因, 膨胀指示器在投入使用一段时间后易腐蚀生锈, 而且在指示器的长期使用过程中, 由于指针针尖会在测量面板上造成划痕, 从而使得测量结果的准确性进一步下降。

近年来, 随着科研人员和工程人员的努力, 电站锅炉的重要部件失效分析及寿命评估已逐渐完善[4][5], 然而其有效性极大地依赖于现场测量得到的数据。现阶段的数据测量大多仍来自于传统离线式方法的测量, 因此缺乏实时性, 从而对后续的机组诊断和寿命预测带来了一定的难度。2020年, 王峰等[6]根以设计图纸为基础, 利用有限元分析方法, 对设计的四大管道进行了应力分析和评估。同时, 在针对常见不稳定管段进行应力分析后, 对相应的缺陷提出了具体的应对措施。2016年, 王伟等[7]利用单个CCD相机对高温蒸汽管道进行了位移测量, 但由于该方法获取图像时仅采用一个相机, 使得该系统沿相机光轴方向的位移测量灵敏度略低。李文胜等[8]构建了弹性支吊架与锅炉蒸汽管道的函数关系, 通过测量支吊架上的测量点, 间接获得了四大管道的位移量。然而与直接获取管道位移的方法不同, 该方法需要对相机拍摄的图片进行复杂的处理以及进行繁冗的计算过程, 效率较低, 响应较慢。

本文提出了一种基于立体视觉与BP神经网络相结合的非接触式四大管道高精度三维位移监测系统。首先, 该系统通过预先对两台相机在测量范围内进行实验室标定, 建立了CCD像素坐标到对应点空间坐标的BP神经网络模型。其次, 通过捕获安装在管道壁上的棋盘格标靶图像, 读取其像素坐标, 通过训练好的神经网络模型即可得到该测点的空间坐标信息及三维位移距离。最后, 在验证了测量系统的可靠性后, 在实际锅炉四大管道中进行了现场实验测量, 并给出了管道位移在24h内的变化规律, 为四大管道安全运维提供了数据依据。

2. 测量原理

2.1. 双目视觉位移测量原理

双目视觉位移计算通常包括相机的标定, 双目校正, 立体匹配, 信息计算深度等过程。相机的标定主要是计算相机的内参和外参, 内参为镜头焦距 f 、成像原点 (x_c, y_c) 、四个畸变参数 k_1, k_2, p_1, p_2 , 外参为两摄像头间的平移矩阵 T 和转矩阵 R [8]。

畸变参数 k_1, k_2, p_1, p_2 用来描述相机的光学透镜成像径向畸变和切向畸变, 数学模型如下:

$$x_0 = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \quad (1)$$

$$y_0 = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \quad (2)$$

$$x_0 = 2p_1 xy + p_2(r^2 + 2x^2) + x \quad (3)$$

$$y_0 = 2p_2 xy + p_1(r^2 + 2y^2) + y \quad (4)$$

其中 (x, y) 代表理想状态(即无畸变)时的像素坐标, (x_0, y_0) 代表有畸变时的像素坐标, r 为该点到图像中心的像素距离[9][10]。

如图1所示, 双目校正的目的是通过标定获取的内参消除左右相机的画面畸变, 通过外参将非平行的双目系统转换为严格对齐的平行式双目系统, 即左右视图的成像原点坐标一致、两相机光轴平行、左右成像平面共面、对极线行对齐[11], 这样用极线约束进行双目校正后使特征点在两幅图像中都位于极线

上, 如图 1 所示。在进行特征点匹配时, 仅需要在极线上进行搜索, 而不需要在整个二维图像上进行搜索, 大大减少了测量过程的计算量。

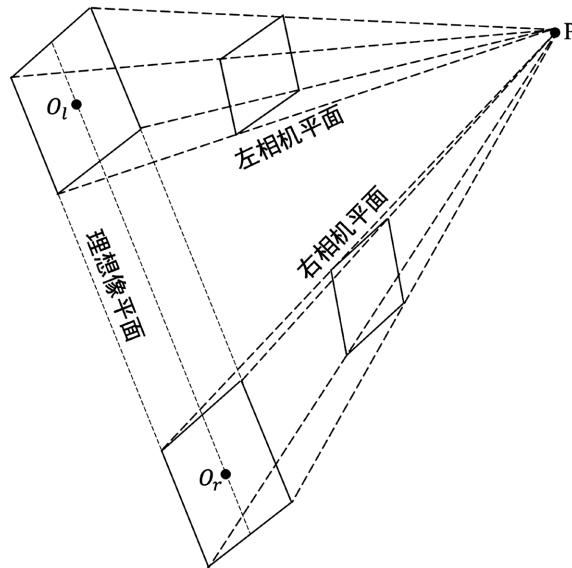


Figure 1. Schematic diagram of image plane conversion
图 1. 像平面转换示意图

立体匹配的作用是把同一场景在左右视图上对应的像点匹配起来, 由此来计算视差。图 2 中, (x_l, y_l) , (x_r, y_r) 分别为点 P 在左、右两个相机上的像素坐标, O_l 、 O_r 分别为左、右相机的焦点, O_l 、 O_r 的连线即为基线, 基线长度为 b , 点 P 在光轴平面的投影为 P' , 点 P' 到左相机光轴的距离为 X , 点 P 和 P' 间的距离为 Y , 点 P' 到基线的距离为 Z , 相机的焦距为 f , 摄像机采用针孔成像模型。

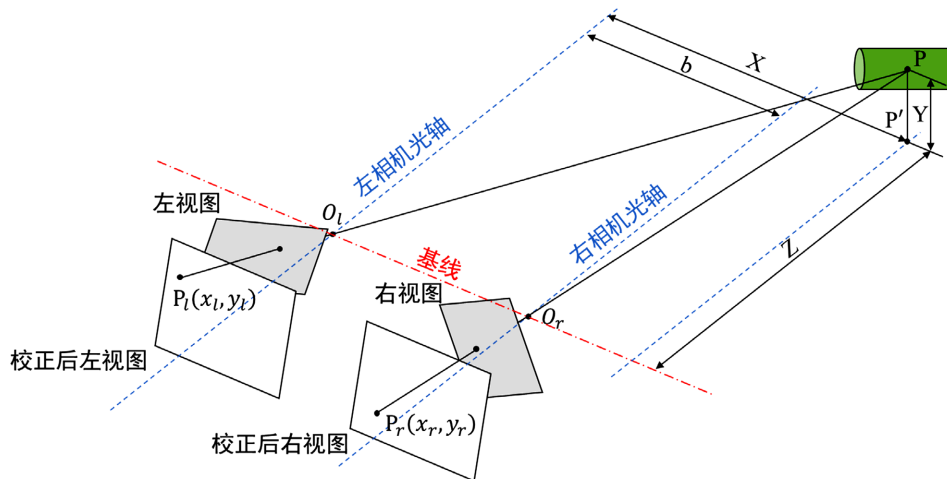


Figure 2. Schematic diagram of ideal measurement model
图 2. 理想测量模型示意图

根据三角形相似定律可知:

$$\frac{X}{|x_l|} = \frac{X-b}{|x_r|} = \frac{Y}{|y_l|} = \frac{Y}{|y_r|} = \frac{Z}{f} \quad (5)$$

所以:

$$X = \frac{x_l * b}{x_l - x_r}, Y = \frac{b * y_r}{x_l - x_r}, Z = \frac{b * f}{x_l - x_r} \quad (6)$$

得到视差数据后, 通过公式(6)就可以很容易地计算出深度信息。

2.2. BP 神经网络

由于实际相机镜头的加工制作与理论设计参数存在一定程度上的误差, 上述双目视觉的计算模型也难免存在一定的误差, 而且在完成标定之后, 每次计算时都需要对获取的图片进行双目矫正和立体匹配, 过程较为繁琐。

如图 3 所示, 双目视觉位移测量方法本质上就是建立两个相机共同视野中某点的三维空间坐标 (x, y, z) 到该点在左、右两个相机(L, R)上的像素坐标组合 (x_L, y_L, x_R, y_R) 之间的对应关系, 而 BP 神经网络的突出优点就是具有很强的非线性映射能力和柔性的网络结构, 能从观察到的数据中学习, 在学习的数据量充足的情况下, BP 神经网络能够逼近数据集中的函数关系。

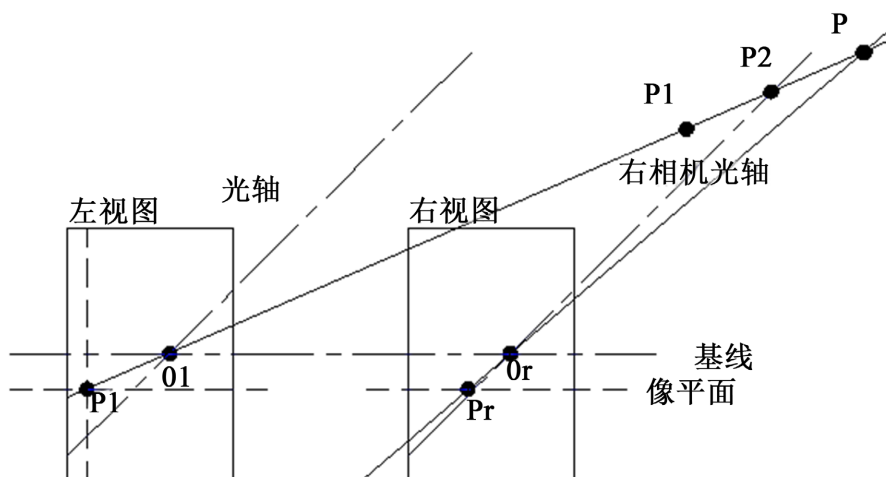


Figure 3. Schematic diagram of binocular visual depth perception
图 3. 双目视觉深度感知示意图

BP 神经网络[11]是一种按误差反向传播训练的多层前馈网络, 它的基本思想是梯度下降法, 利用梯度搜索, 使得网络模型的实际输出值和期望输出值的均方差最小。

因此, 可以使用 BP 神经网络去代替相机标定、双目校正、双目匹配、信息计算深度整个过程, 通过导入足够的数据进行训练, 即可得到具有足够精度的神经网络模型, 无需再对相机拍摄的图片进行复杂处理, 在训练完成后, 只需向这个模型导入点位对应于两个相机中的像素坐标, 即可计算得到对应空间点位的三维坐标[12] [13]。

BP 神经网络结构

1) 输入与输出

本文所使用的 BP 神经网络结构如图 4 所示, 该网络结构无需对输入数据进行任何特征提取或分类, 输入层数据为目标点在两相机上的像素坐标组合 (x_L, y_L, x_R, y_R) , 输出层为目标点在世界坐标系中的三维坐标 (x, y, z) 。

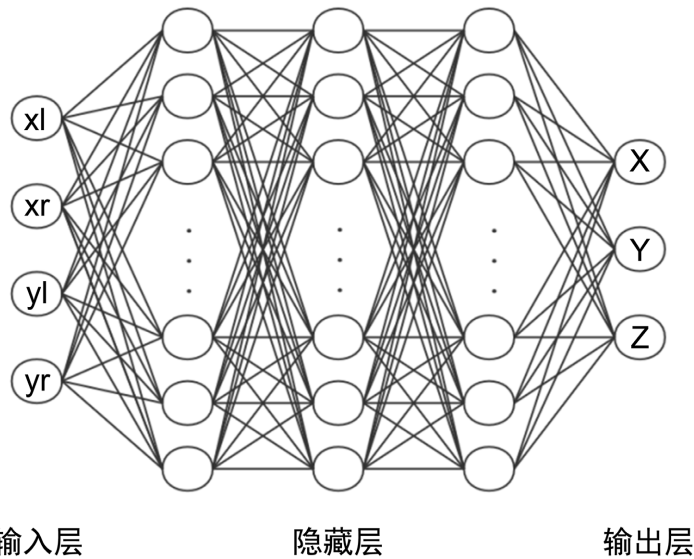


Figure 4. Schematic diagram of neural network model

图 4. 神经网络模型示意图

2) 损失函数

设第 i 个训练数据集点的网络输出值为 (x'_i, y'_i, z'_i) ，则以均方差定义损失函数：

$$L = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x'_i - x_i)^2 + (y'_i - y_i)^2 + (z'_i - z_i)^2 \quad (7)$$

其中： m 为总训练数据集点个数； (x_i, y_i, z_i) 为第 i 个训练数据集点在世界坐标系下的真实三维坐标。

3) 激活函数及选择

BP神经网络可选用的激活函数有Sigmoid函数、Tanh函数和ReLU函数。

Sigmoid函数在变量取非常大的正值或负值时会出现饱和现象，且意味着函数曲线会变得很平，对输入的微小改变不敏感，同时在反向传播时，当梯度接近于0时权重基本不会更新，很容易出现梯度消失的情况，从而无法完成深层网络的训练。而且sigmoid函数的输出不是0均值的，会导致后层的神经元输入非0均值信号，会对梯度产生影响，再者由于sigmoid函数是指数形式，会导致计算的复杂度变高。

Tanh函数的输出均值为0，因此实际应用中Tanh函数会比sigmoid函数更好用。但是Tanh函数仍然存在梯度饱和与计算复杂度高的问题。

而对于ReLU函数而言，SGD算法的收敛速度比Sigmoid函数和Tanh函数快，在 $x > 0$ 区域上，不会出现梯度饱和、梯度消失的问题，同时计算复杂度低，不需要进行指数运算，只要一个阈值就可以得到激活值，所以选择ReLU函数作为神经网络每层激活函数。

4) 超参数选取

a) 学习速率

在使用梯度下降法监督神经网络学习时，学习率是一个很重要的指标，它决定了学习进程的快慢。如果学习率过大，很可能会越过最优值，反之如果学习率过小，优化的效率很低，导致过长的运算时间，所以学习率对于算法性能的表现十分重要。

该神经网络的学习速率退火采用步衰减方式，其中学习速率经过一定数量的训练epochs后下降了一定的百分比，该方式可以在BP神经网络学习的初期加快学习速率，在学习过程中慢慢降低学习速率，以确保最终结果尽可能贴近最优值。学习速率定义方式如下：

$$L_r = L_o * D_{rate}^{\text{MOD}\left(\frac{e_{num}}{D_{step}}\right)} \quad (8)$$

其中, L_o 为初始学习速率, D_{rate} 为每次衰减的衰减率, e_{num} 为当前的训练次数, D_{step} 为设定的衰减步长, 即每隔 D_{step} 次训练, 学习率 L_r 便会衰减一次。

b) 隐藏层数及神经元数

理论上隐藏层数越多, 拟合函数的能力增强, 效果会更好, 但是实际上更深的层数可能会带来过拟合问题, 同时也会增加训练难度, 使模型难以收敛, 所以, 隐藏层数越多, 计算成本越高。在隐藏层中使用太少的神经元将导致欠拟合, 隐藏层中的神经元过多可能会导致过拟合。

通过多次实验, 最终选取的隐藏层数为3层, 第一层隐藏层神经元个数为80, 第二层隐藏层神经元个数为400, 第三层隐藏层神经元个数为200。

3. 系统组成与标定

3.1. 系统构成

如图 5 所示, 本文提出的基于立体视觉与 BP 神经网络相结合的四大管道位移在线测量系统包括: 图像采集系统、网络系统、供电系统、计算机系统。

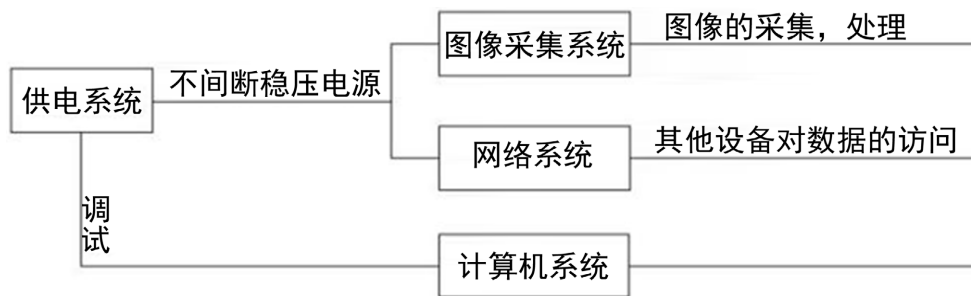


Figure 5. Measurement system composition

图 5. 测量系统构成

图像采集系统为实现测量的关键, 本文采用的相机为海康威视工业相机(型号: DS-2CD5032EFWD), 传感器尺寸为1/2.8", 响应方式为CMOS响应, 分辨率为2048 × 1536, CCD的物理尺寸为4.59 mm × 3.42 mm, 成像时的像元尺寸为2.5 × 2.5 μm。

镜头的选择需兼顾较高的精度以及良好的抗噪能力。为了使靶面被完全拍摄进图像中需要选择合适的焦距, 焦距的计算公式为:

$$\begin{cases} f = \min(f_1, f_2) \\ f_1 = v \times \frac{D}{V}, f_2 = h \times \frac{D}{H} \end{cases} \quad (9)$$

式中: f ——镜头的焦距;

V ——拍摄对象的横向尺寸;

H ——拍摄对象的纵向尺寸;

D ——CCD 至被摄物距离;

v 、 h ——相机 CCD 的横向与纵向尺寸。

所需拍摄的视野范围为 1 m × 1 m 的方形区域, 则不同相机与标靶距离下的焦距可见表 1。

Table 1. Lens focal length required at different distances
表 1. 不同距离下所需采用的镜头焦距

距离(m)	14	13	12	11
焦距(mm)	55.78	49.64	44.21	39.64
距离(m)	10	9	8	7
焦距(mm)	34.2	30.78	27.36	23.94
距离(m)	6	5	4	3
焦距(mm)	20.52	17.1	13.68	10.26

另外一个重要参数是景深，景深的大小直接决定了测量的区域范围。该型号相机获取的图片中标靶的方格像素尺寸约为 40×40 ，对应的实际尺寸为 $2 \text{ cm} \times 2 \text{ cm}$ ，单个像素对应的实际尺寸为 0.5 mm ，当镜头焦距为 50 mm ，距离为 10 m ，所以像元尺寸约为 $2.5 \text{ }\mu\text{m}$ ，弥散直径为 $5 \text{ }\mu\text{m}$ 。景深的计算公式为：

$$\begin{aligned}
 \text{前景深 } \Delta L1 &= \frac{F\sigma L^2}{f^2 + F\sigma L} \\
 \text{后景深 } \Delta L2 &= \frac{F\sigma L^2}{f^2 - F\sigma L} \\
 \text{景深 } \Delta L &= \Delta L1 + \Delta L2 = \frac{2f^2 F\sigma L^2}{f^4 - F^2\sigma^2 L^2}
 \end{aligned} \tag{10}$$

式中： σ ——容许弥散圆直径；

F ——镜头焦距；

F ——镜头光圈；

L ——焦距；

$\Delta L1$ ——前景深；

$\Delta L2$ ——后景深；

ΔL ——景深；

将不同距离与镜头的数据代入公式 10，可以得到如表 2 的不同距离下景深之间的关系。综合上述参数，本文中采用 8 mm 镜头成像。

Table 2. Focal length and depth of field parameters at different distances
表 2. 不同距离下焦距与景深参数

距离(m)	5	4	3	2
焦距(mm)	17.1	13.68	10.26	6.84
选用的焦距(mm)	16	12	8	6
视野短边(m)	1.06	1.14	1.28	1.14
视野长边(m)	1.43	1.53	1.72	1.53
光圈	2	2	2	2
前景深(mm)	816.99	869.56	957.44	714.28

Continued

背景深(mm)	1213.59	1538.46	2647.05	2500
总景深(m)	2.03	2.40	3.60	3.21

3.2. 系统标定

为了获得两个相机图像中标靶的像素坐标与标靶的空间坐标的映射关系, 首先需要在实验室对相机进行标定。标定的目的是获取训练 BP 神经网络所需的训练集及测试集, 以最终获取能直接用于测量的神经网络模型。

本文采用的棋盘格标靶如图 6 所示, 面积为 4 mm^2 的高精度氧化铝棋盘格标靶中, 角点的制造精度为 0.001 mm , 网格尺寸为 $10 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$ 。图中绿色部分为靶面的放大视图, 相机识别并且标记出单个角点。

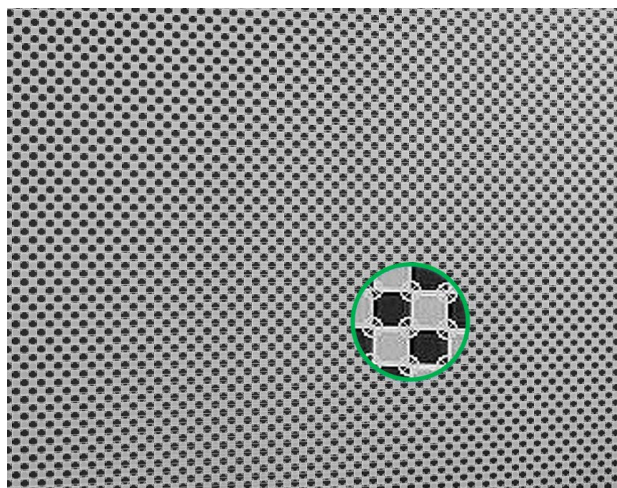


Figure 6. Target and identified corners

图 6. 标靶与识别出的角点

标定过程中, 相机与标靶的布置方式如图 7 所示, 左右相机距离为 1 m , CCD 平面与重锤线平行, 标靶垂直于水平面, 标靶被安装在位移台上, 并且在离相机 CCD $1.5 \sim 2 \text{ m}$ 的深度方向移动。控制标靶移动的位移台的步进精度为 0.02 mm 。以标靶所在初始位置的左下角的第一个角点为坐标原点, 沿靶面水平向右为 X 轴正方向, 沿靶面竖直向上为 Y 轴正方向。随后, 位移台带动标靶以 0.02 mm 的步进值在 Z 轴(深度方向)移动, 两台相机以 30 fps 的速度记录标靶移动过程。较大的靶面能够保证占满相机的可视范围, 免去了在 X 与 Y 方向移动标靶的麻烦。但是要确保在相机距离靶面最远, 也就是 2 m 的时候, 两个相机所成的像仍为靶面, 不包含其他背景信息。提取左、右相机拍摄棋盘格角点的像素坐标 (x_L, y_L) , (x_R, y_R) 。第 i 个角点的空间坐标记为 (x^i, y^i, z^i) , 对应的像素点坐标记为 $(x_L^i, y_L^i, x_R^i, y_R^i)$, 将 $(x_L^i, y_L^i, x_R^i, y_R^i)$ 和 (x^i, y^i, z^i) 分别作为训练的输入和输出值。训练完成后得到的神经网络模型可以用一个权重系数矩阵表示。实际测量过程, 获取标靶在当前位置的像素点 (x'_L, y'_L, x'_R, y'_R) 矩阵, 输入到该神经网络模型就可以得到观测目标的实际 (X, Y, Z) 坐标, 进一步计算可得观测目标的实际位移。具体标定的流程如图 8 所示。

系统标定过程中, 一共有 72 万组数据供模型学习, 从中提取了 70 万组数据作为训练集, 以剩下的两万组数据为验证集。在模型训练完成后, 将测试集中的数据导入训练好的模型中, 计算出其对应的空间坐标, 将其与真实坐标进行对比, 结果如图 8 所示。

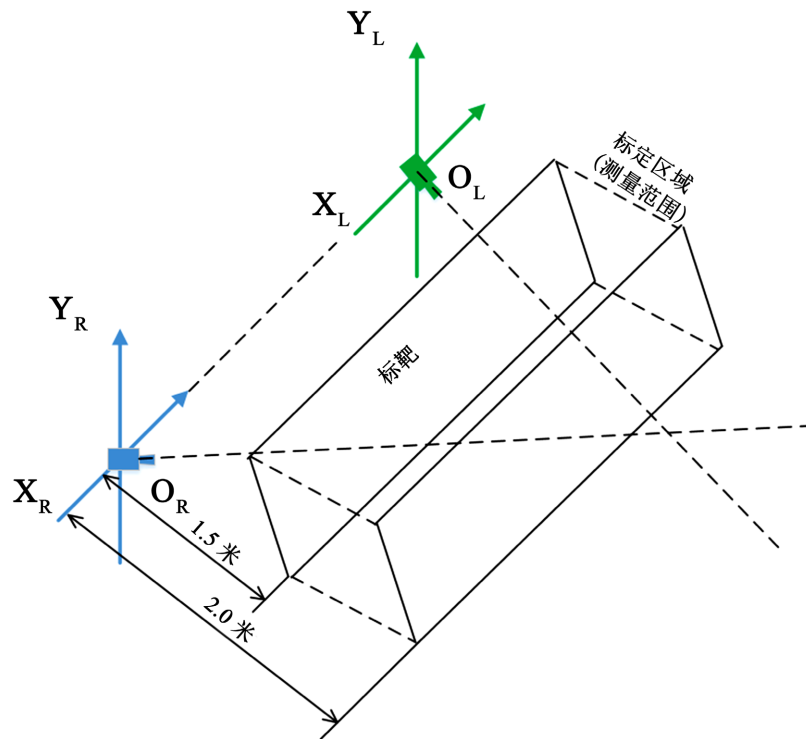


Figure 7. Schematic diagram of system calibration

图7. 系统标定示意图

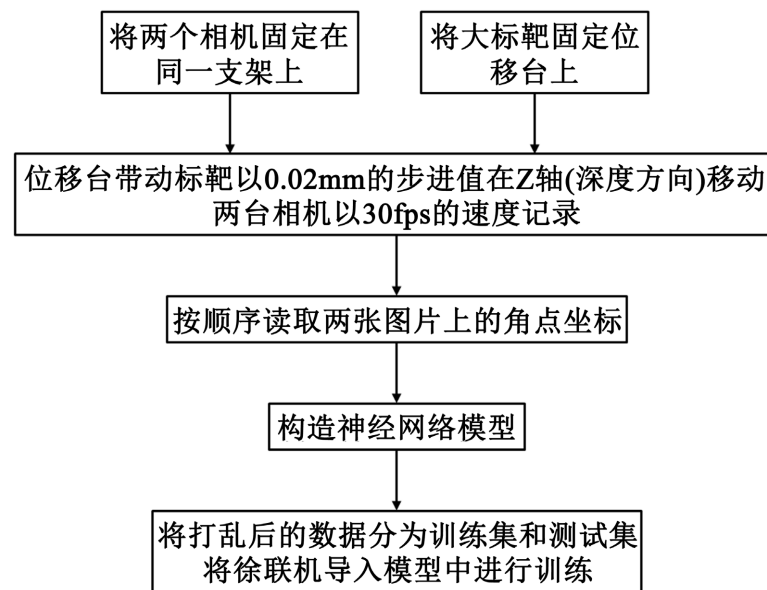


Figure 8. Flowsheet of laboratory calibration

图8. 实验室标定流程图

由图9可知,三个方向的误差集中分布在 ± 0.5 mm左右,对三个方向的误差频率分布图按高斯分布拟合,可以发现三个图拟合效果均较理想。 x 、 y 和 z 方向上的误差分布近似于正态分布,其期望均在0附近。由中心极限定理可知,总体误差的期望也在0附近。综上所述,通过模型直接计算出的结果存在一定的随机误差,该误差可以通过求取多个角点的空间坐标的平均值来降低。

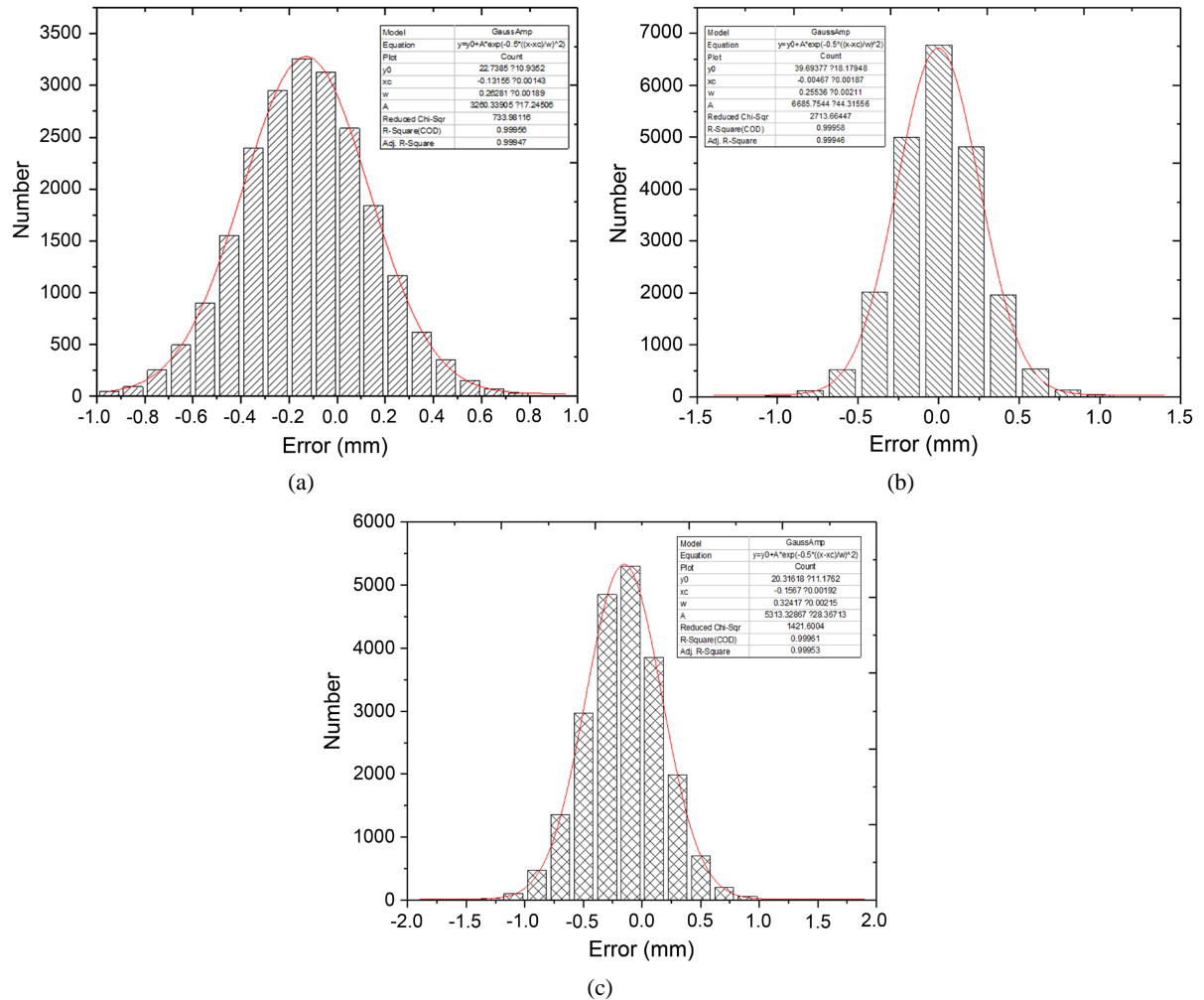


Figure 9. Distribution of test set error. (a) x coordinate error frequency distribution histogram; (b) y coordinate error frequency distribution histogram; (c) z coordinate error frequency distribution histogram

图 9. 测试集误差分布。(a) x 坐标误差频率分布直方图; (b) y 坐标误差频率分布直方图; (c) z 坐标误差频率分布直方图

4. 四大管道位移现场测量

为验证本文系统的准确性,在锦界电厂某机组上对本文提供的基于立体视觉与 BP 神经网络相结合的四大管道位移在线测量系统进行测试。

4.1. 现场布置

由于通过模型直接计算得出的预测值与实际值存在一定的随机误差,故在实际测量时,为了提高精度,采用有 4×5 个角点,方格长度为 2 cm 的小尺寸棋盘格标靶作为被测对象。小尺寸棋盘格如图 10 所示。

管道位移测点的相机呈水平方向安装,两个相机安装时的相对位置与训练时的相对位置保持一致。小尺寸棋盘格标靶通过抱箍固定在管道上面,作为四大管道位移的观测目标。一侧相机的保护罩内还安装有小型广角监控相机,用于获取现场的监控画面,如图 11 所示。

相机捕获的图像传输至计算机系统中,计算机系统将图像中棋盘格标靶的角点的像素坐标进行读取,随后传输至训练好 BP 神经网络中。通过 BP 神经网络的计算,可以将二维图像角点的像素坐标转化为三

维真实世界坐标。此后，再取所有角点空间坐标的平均值，即可得到当前时刻标靶相对于标定时原点的三维坐标。最后，取某一时刻的三维坐标作为原点，与当前值做差，即可得到这段时间标靶相对于原点的相对位移。

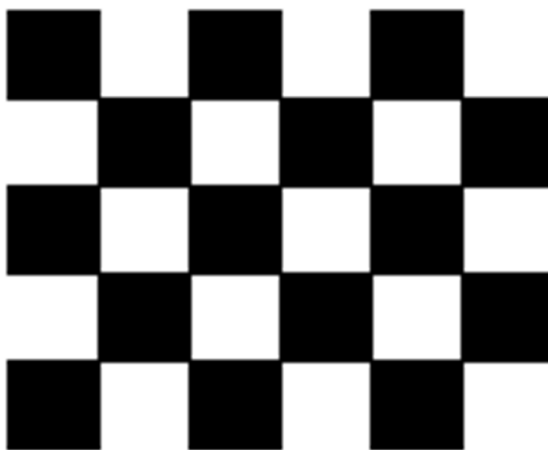


Figure 10. Small size checkerboard target

图 10. 小尺寸棋盘格标靶



Figure 11. Stereo vision camera

图 11. 立体视觉相机

4.2. 准确性验证

为了证明测量结果的准确性，在相机的测量范围内放置一有 11×8 个角点，方格边长为 2 cm 的标靶，如图 12(a)，标靶精度为 0.001 mm。在保证该标靶位置不动的情况下，通过遮挡靶面，使相机只能捕捉到 4×5 个角点(与现场实际测量的标靶一致)。通过改变遮挡的区域，图 12(b)~(f)为几种不同位移的遮挡方式，灰色区域即表示靶面被遮挡，如此可实现标靶的可控平移。

在标靶 20 mm、40 mm、60 mm、80 mm、100 mm 的平移位移下，用本文提供的基于立体视觉与 BP 神经网络相结合的四大管道位移在线测量系统进行测试，每一工况重复测量 10 次，测量结果如图 13 所示。

取 10 次测量的平均值作为最终的测量结果，系统多次测量的标准差小于 0.24mm，表明系统具有很好的精确性和重复性。

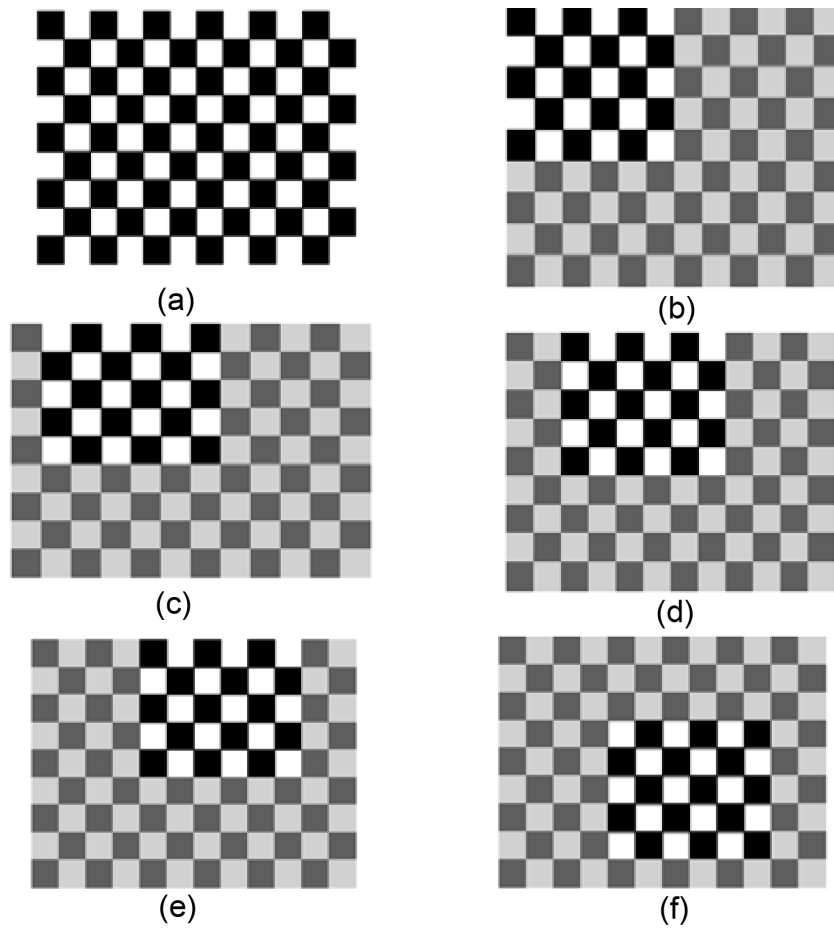


Figure 12. Schematic of several occlusion methods with different displacements. (a) Original target; (b) 0 mm translation; (c) 20 mm translation; (d) 40 mm translation; (e) 60 mm translation; (f) 80 mm translation

图 12. 几种不同位移的遮挡方式示意。(a) 为原始标靶；(b) 为无平移；(c) 为 20 mm 平移；(d) 为 40 mm 平移；(e) 为 60 mm 平移；(f) 为 80 mm 平移

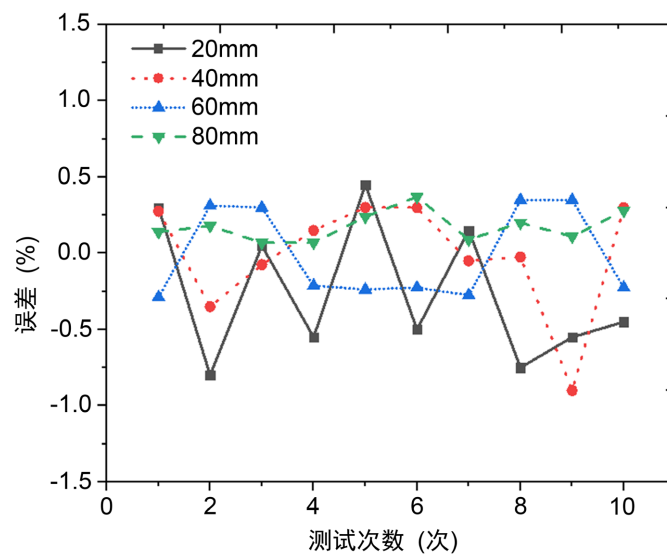


Figure 13. Verify measurement results on site

图 13. 现场验证测量结果

4.3. 电厂管道位移分析

图 14 为电厂四大管道布置与位移量结果图。图中绿色部分表示位移量处在合理阈值内，黄色部分呈现一级报警状态，证明在该工况下，黄色部分管道的位移量已达危险值。

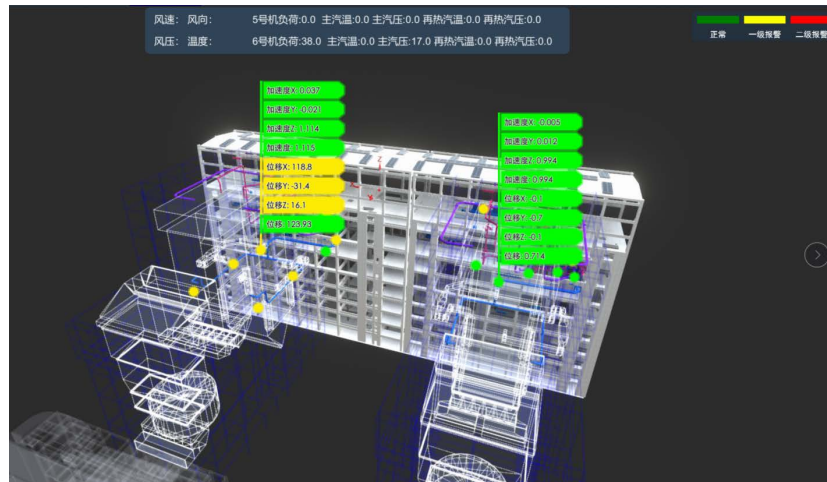


Figure 14. Layout and displacement diagram of the four major pipelines

图 14. 四大管道布置与位移量图

从图 15 中的各个管道中选取三个管道在 2020 年 12 月份某一天的位移数据进行对比。从图 14 中可以发现管道 1 的位移量最大，因为该条管道处在近燃气轮机组位置，而远离燃气轮机组的管道 3 的位移量水平则一直处于较低量。一天中，0 点到 4 点的位移量较小，证明此时处于用电低谷状态。5 点以后，由于调度要求，机组负荷会增加，管道的位移量到达峰值，此时会出现每天的第一个位移量峰值。从 16 点到 24 点，一天中的用电高峰来临，此时管道会在该时间段处于较高位移量水平，因此需要严格关注管道的应力应变状态，保证安全生产。

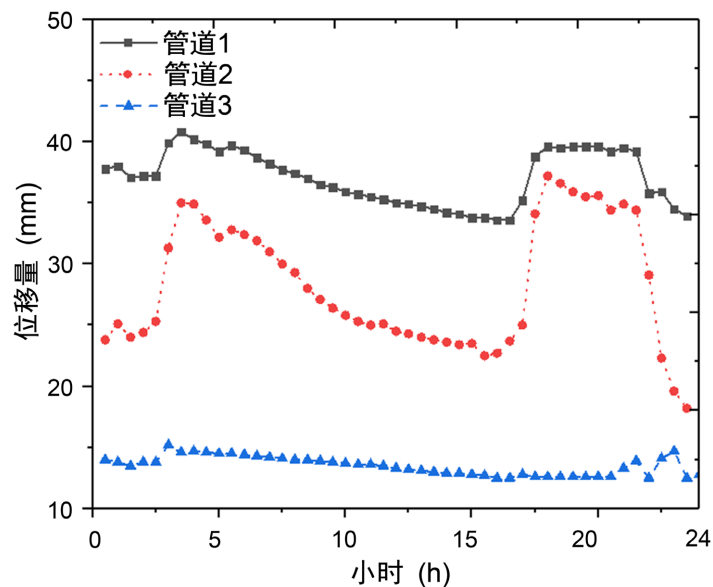


Figure 15. X-axis displacement of three pipelines in one day

图 15. 某三条管道一天中的 X 轴位移量

5. 结论

本文提出了一种基于立体视觉与 BP 神经网络相结合的四大管道位高精度三维位移监测系统。在系统介绍双目视觉和 BP 神经网络的基本原理和特点的基础上, 将两个技术进行了结合。经过实验验证, 系统多次测量的标准差小于 0.24 mm, 有着较好的重复性, 在不同方向、不同位移距离下的误差均在 0.3% 以下, 单点测量时间小于 0.1 s。相较于传统测量技术, 该测量系统在位移测量由二维提升至三维的同时, 测量精度和测量效率都得到了进一步提高。实现了四大管道位移的实时、准确监控。最后, 在锅炉现场进行了测量, 并给出了 24 h 内管道位移变化量, 位移变化趋势与调峰趋势吻合, 为电厂安全运维提供了数据指导。

基金项目

国家重点研发计划项目(项目编号: 2017YFB0603204)。

参考文献

- [1] 李光彪. 火电机组汽水管道系统安全性评价研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- [2] 火力发电厂汽水管道与支吊架维护调整导则. 中国标准图书号: DLT616-2006[S]. 北京: 中国电力出版社, 2006.
- [3] Li, G.-B., Zhang, S.-J. and Liu, Y.-C. (2008) Influence of Hangercomponent Weight and Load Design Method to Spring Selection Andpipe Stress Analysis. *Boiler Manufacturing*, 73-80.
- [4] 张鸿武, 冯楠楠, 陈阳. 锅炉高温过热器管失效分析[J]. 中国铸造装备与技术, 2021, 56(3): 69-72.
- [5] Ghosh, D., Roy, H. and Subramanian, C. (2021) Metallurgical Failure Investigation of Premature Failed Platen Water Wall Tube in a Thermal Power Plant Boiler. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, **21**, 733-737. <https://doi.org/10.1007/s11668-021-01137-3>
- [6] 王峰, 许永强, 孙中元, 等. 1000MW 超临界机组四大管道支吊架预防性维护[J]. 电工技术, 2020(14): 57-58+106.
- [7] 王伟, 钟万里, 林介东, 等. 基于 CCD 图像的高温蒸汽管道位移测量系统研究[J]. 节能技术, 2016, 34(5): 406-411.
- [8] 李文胜, 宋继湘, 樊绍胜, 王伟. 基于摄像视觉的锅炉蒸汽管道宏观位移在线测量方法[J]. 热能动力工程, 2016, 31(8): 87-92.
- [9] 陈强. 基于双目立体视觉的三维重建[J]. 现代计算机(专业版), 2015(1): 66-69.
- [10] 黄鹏程, 杨波, 万新军, 等. 基于双目视觉的多点三维振动测量系统[J]. 光学技术, 2018, 44(4): 448-452.
- [11] 华希俊, 夏乐春, 高福学, 等. 带切向畸变的模型可视化摄像机标定[J]. 工程图学学报, 2009(3): 121-125.
- [12] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J. (1986) Learning Representations by Back-Propagating Errors. *Nature*, **323**, 533-536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
- [13] 王嵘冰, 徐红艳, 李波, 等. BP 神经网络隐含层节点数确定方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(4): 31-35.