引用本文:王树梅,杨润贤,许晓东. 基于激光点光斑识别的新型角度传感器研究[J]. 光通信技术,2026,50(5):39-45.

基于激光点光斑识别的新型角度传感器研究

王树梅[1],杨润贤[2],许晓东[3]

(1.扬州工业职业技术学院,江苏 扬州,225127;2.江苏省新材料塑性成形智能化应用工程研究中心,江苏 扬州,225127;
3.扬州大学 装备自动化应用技术研究中心,江苏 扬州,225127)

摘要:为了解决传统光电编码器存在编码复杂、价格高昂的问题,设计了一种基于激光点光斑识别的新型角度传感器,通过齿轮齿条传动机构调节光纤探头与摄像头的间距,使激光在成像面形成动态光斑,采用二维高斯拟合算法提取光斑特征参数,通过光斑半高全宽(FWHM)计算半径,并建立半径与齿轮旋转角度的映射关系。引入卷积神经网络(CNN)对传感器受到的外界光照环境干扰进行补偿,采用离散小波变换(DWT)算法对激光产生的光晕进行补偿,结合最小二乘支持向量机(LSSVM)优化光斑半径与旋转角度的关联模型,计算出光斑半径与旋转角度的关系。实验结果表明,所设计的传感器进行光照环境补偿、光晕补偿和LSSVM补偿后,传感器非线性误差由24.04降至2.53,测量精度达到了0.72°。

关键词:角度传感器;光斑识别;二维高斯拟合;卷积神经网络;离散小波变换;最小二乘支持向量机

中图分类号:O439　　**文献标志码:**A　　**文章编号:**1002-5561(2026)05-0039-07

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.05.007

Study of a new angle sensor based on laser spot recognition

WANG Shumei[1], YANG Runxian[2], XU Xiaodong[3]

(1. Yangzhou Polytechnic Institute, Yangzhou Jiangsu 225127, China; 2. Jiangsu Province Engineering Research Center of Intelligient Application for Advanced Plastic Forming, Yangzhou Jiangsu 225127, China; 3. Research Center for Equipment Automation and Applied Technology, Yangzhou University, Yangzhou Jiangsu 225127, China)

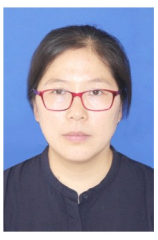
Abstract: To address the issues of complex coding and high cost in traditional optical encoders, an angle sensor based on spot radius recognition is designed. The distance between the optical fiber probe and the camera is adjusted by a gear-rack transmission mechanism, enabling the laser to form a dynamic light spot on the imaging surface. A two - dimensional Gaussian fitting algorithm is employed to extract the characteristic parameters of the light spot, and the radius is calculated through the full width at half maximum (FWHM) of the light spot. Moreover, a mapping relationship between the radius and the rotation angle of the gear is established. A convolutional neural network(CNN) is introduced to compensate for the interference of the external lighting environment on the sensor, and the discrete wavelet transform(DWT) algorithm is used to compensate for the halation generated by the laser. In combination with the least squares support vector machine(LSSVM), the correlation model between the light spot radius and the rotation angle is optimized, and the relationship between the light spot radius and the rotation angle is calculated. Experimental results show that after the light environment compensation, halation compensation, and LSSVM compensation of the designed sensor, the nonlinear error is reduced from 24.04 to 2.53, and the measurement accuracy reaches 0.72°.

Key words: angle sensor, spot recognition, two-dimensional Gaussian fitting, convolutional neural network, discrete wavelet transform, least squares support vector machine

收稿日期:2025-07-21。

基金项目:中国电子劳动学会课题项目(Ciel2022285)资助;江苏省高等学校基础科学(自然科学)研究面上项目(21KJD460010)资助。

作者简介:王树梅(1981—),女,硕士,高级实验师,主要研究方向为传感器设计及应用,现主要从事机电控制技术专业的教学和应用研究工作,致力于智能控制系统的技术研发与成果转化。



0 引言

光电编码器作为一种常用的角度测量传感器,广泛应用于各种旋转控制系统和自动化设备中。然而,传统的光电编码器存在测量误差,需要对测量结果进行纠偏、修正,限制了其在某些领域的应用[1]。为了克服这些问题,研究人员一直在寻找新的解决方案。文献[2]提出了一种基于光电轴角编码器的扭转角度校准系统,利用光电轴角编码器的高精度测量特性,能

够实现对扭转角度的全量程、高精度校准。文献[3]分析了光电编码器误差的来源,并提出了基于反向传播(BP)神经网络的误差补偿方法。通过实际工况数据训练神经网络模型,并对模型进行优化,最终实现了对光电编码器误差的有效补偿,从而提高了水下试验装置的定位精度。文献[4]分析了光电编码器检测系统的误差来源,并确立了误差补偿效果的评价标准。使用24面棱体对基准光电编码器进行精度标定,并将得到的误差数据集用于训练XGBoost机器学习模型,显著提高了编码器的静态精度、降低标准差和最大误差值。文献[5]针对编码器测量误差问题,首先分析了影响信号质量的误差来源,建立了莫尔条纹信号的波形方程。然后利用布谷鸟搜索算法对波形方程中的参数进行辨识,并根据辨识结果对信号中的正弦性偏差、直流分量、等幅性偏差和正交性偏差进行修正。文献[6]提出一种基于位置敏感检测器(PSD)的新型绝对式光电编码器,包括对新型码盘、解码电路、线性光源和校准方法的设计,其分辨率优于18位的光电编码器,测量精度达到5.4°。文献[7]通过引入双轴结构的同轴度误差、角位置误差、安装误差等误差源,建立了光电编码误差检测平台中双轴结构的误差模型,同时利用双轴结构和误差模型对复合双轴结构系统进行优化。

然而,以上编码器虽然在一定程度上能够提升编码器测量精度,但也存在设计复杂、成本较高问题。因此,本文设计一种基于激光点光斑识别的新型角度传感器,旨在解决传统光电编码器存在的编码复杂、成本高昂等问题。

1 新型角度传感器设计与工作原理

1.1 新型角度传感器结构

本文设计的新型角度传感器结构示意图如图1所示,主要由激光发射模块(光纤、激光发射器)、传动模块(齿轮、齿条、旋转轴)、移动模块(滑条、带滑槽底座)和成像模块(摄像头)组成。齿轮与旋转轴固连,齿条固定在滑条上,并与带滑槽底座配合。当旋转轴带动齿轮旋转时,齿轮带动齿条直线运动,改变光纤探头与摄像头的间距,使激光在摄像头成像面形成尺寸动态变化的光斑。

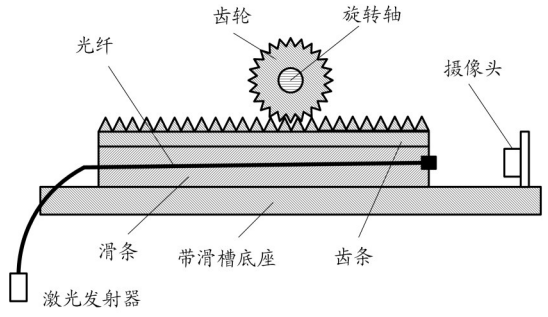


图1 新型角度传感器结构示意图

1.2 光斑识别与角度解算原理

激光在成像面形成的光斑具有高斯光束分布特性[8],其横截面上光强分布满足高斯函数[9],可表示为

$$I(r) = I_0 e^{\left(-\frac{r^2}{w^2}\right)} \tag{1}$$

式中:$I(r)$是距离光束中心r处的光强,I_0是光束中心的最大光强,w是高斯光束的半径,在该半径处光强下降到中心光强的1/e。基于这一特性,本文采用二维高斯拟合算法对光斑图像建模,表达式为

$$f(x,\ y) = A\exp\left[-\frac{(x-x_0)^2}{2\delta_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{2\delta_y^2}\right] + B \tag{2}$$

式中:$f(x,\ y)$是点$(x,\ y)$处的光强,A为光斑强度幅值,$(x_0,\ y_0)$是光斑中心点坐标。δ_x和δ_y分别是x和y方向的扩散参数,反映了光斑的宽度,B为背景噪声。

半高全宽(FWHM)[10]常被用于描述光斑(或光束)在空间上的能量分布情况,可据此计算光斑半径。当光斑光强降至中心光强的一半时可表示为

$$\frac{I_0}{2} = I_0 e^{\left(-\frac{r^2}{w^2}\right)} \tag{3}$$

对式(3)两边取自然对数推导得出光斑半径r为

$$r = w\sqrt{\ln 2} \tag{4}$$

在齿轮齿条传动机构中,齿轮旋转角度θ与齿条直线位移存在几何关联,而齿条位移直接改变光纤探头与摄像头的间距,进而影响光斑半径r。基于传动关系,建立r与θ的初始线性映射模型为

$$r = k\theta + b \tag{5}$$

式中:k为传动比例系数,反映齿轮旋转角度对光斑半径的影响程度;b为初始偏移量,代表未旋转时的光斑半径基准值。

1.3 基于卷积神经网络(CNN)的光照干扰补偿

由于复杂的光照环境会让光斑图像叠加复杂的背景光照,而背景光照的改变会对光斑识别造成干扰,因此本文采用CNN[11-12]准确估计背景光照,以实现有效补偿。基于CNN的光照补偿结构示意图如图2所示,输入层接收尺寸为224×224像素、通道数为3的预处理光斑图像;卷积层1方面,输出特征图尺寸为55×55,通道为48;卷积层2方面,输出特征图尺寸为27×27,通道为128;卷积层3方面,输出特征图尺寸为13×13,通道为192;卷积层4方面,输出特征图尺寸为13×

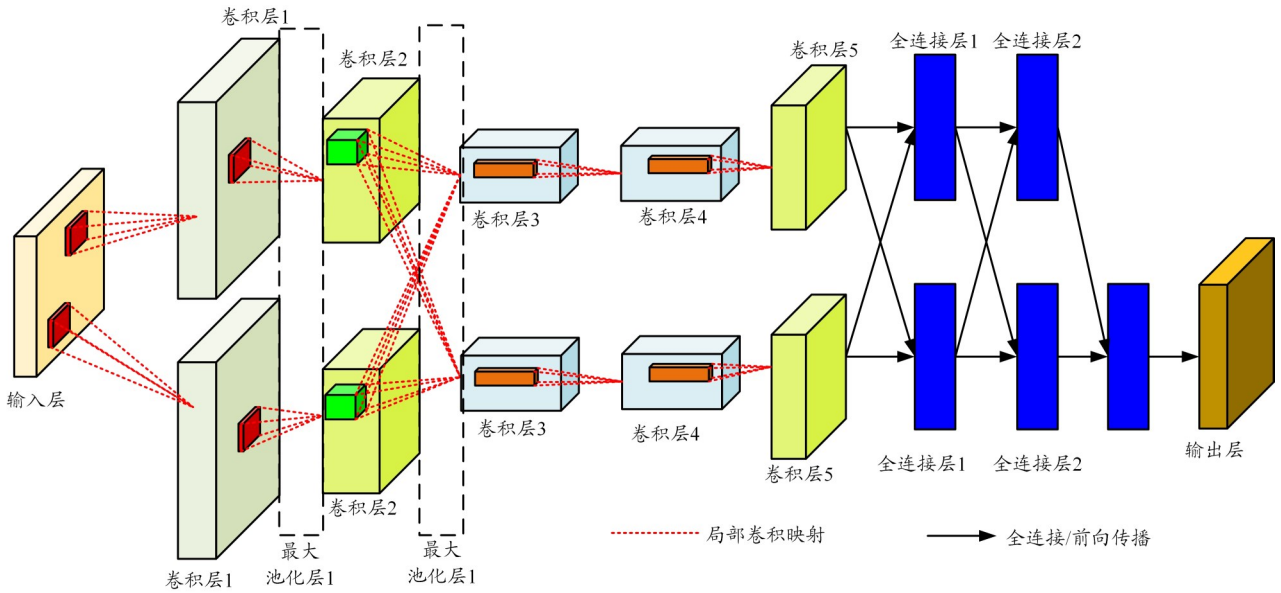


图2 基于CNN光照补偿的网络架构

13,通道为192;卷积层5方面,输出特征图尺寸为13×13,通道为128;全连接层1、2方面,神经元数均为2 048;输出层有1 000个分类输出。卷积层(卷积层1~卷积层5)利用3×3(卷积层2、3、4)和5×5(卷积层1)等不同大小卷积核在光斑图像上滑动进行卷积运算,提取与光照变化相关的局部特征,表示为

$$O(i,\ j)=\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1}I(i+m,\ j+n)K(m,\ n) \tag{6}$$

式中:O代表卷积层的输出特征图;I为卷积层的输入特征图;K表示卷积核,尺寸为$M\times N$,其权值在同一特征图内共享;$(i,\ j)$是O上的坐标,$(m,\ n)$是K上的坐标。不同尺寸的卷积核能够捕捉不同类型的特征,增强网络对复杂光照条件,尤其是背景光照变化的敏感性。

池化层采用最大池化层1和最大池化层2对卷积层输出数据进行下采样,选取局部区域最大值代表该区域特征,特征图可表示为

$$P(i,\ j)=\max_{m=0,\ n=0}F(i\times s+m,\ j\times s+n) \tag{7}$$

式中:P为最大池化层的输出特征图;F为池化层的输入特征图,即紧邻其前的卷积层的输出特征图;s为池化窗口的尺寸(步幅);$(i,\ j)$为池化后输出特征图P上的坐标。这种操作不仅能够降低数据维度和计算量,还能保留主要特征,有效防止网络过拟合。

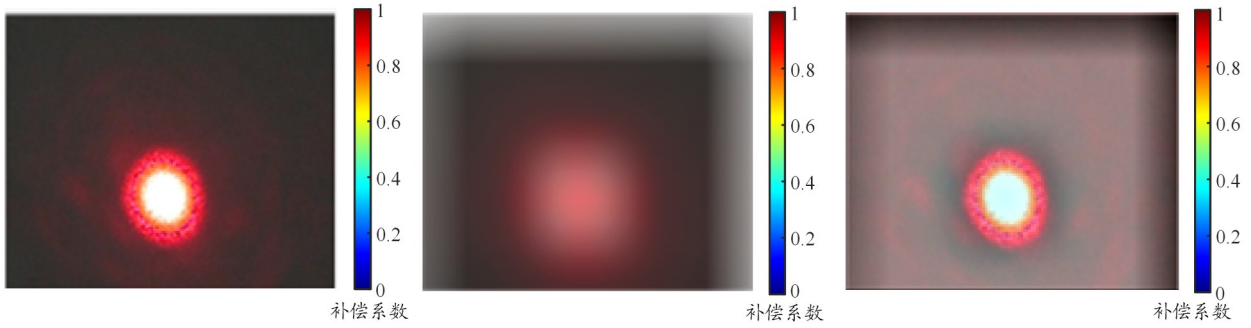
最后,全连接层1和全连接层2将经过卷积和池化处理后的特征进行整合,通过神经元间的全连接权重计算,将特征映射到一维空间,输出光照补偿系数。该系数是对图像中背景光照干扰程度的数值量化,用于对光斑图像因光照变化产生的影响进行补偿,提高光斑半径测量准确性。

在训练阶段,将大量不同光照条件下的光斑图像及其对应的准确光照补偿信息(即对背景光照干扰的准确估计值)输入网络。对比网络输出的补偿结果与光照输入值,计算损失。通过反向传播算法,根据损失计算结果调整网络中各层参数(卷积核权重、全连接层权重等)。通过不断迭代训练,使网络输出的补偿系数越来越接近真实背景光照补偿所需数值。当训练完成,网络具备对新输入光斑图像准确估计背景光照,并输出合理光照补偿系数的能力。图3为光照补偿前后的效果图。可以看出,通过对背景光照的有效估计与补偿,显著提升了光斑特征的清晰度。

1.4 基于离散小波变换(DWT)的光晕补偿

激光产生的光晕会使光斑边缘模糊,影响光斑半径的准确计算。所以本文采用离散小波变换(DWT)[13-15]算法对光晕进行补偿。基于DWT的光晕补偿结构图如图4所示。多尺度DWT分解模块对输入光斑图像进行分解,得到低频子带和高频子带,光晕主要集中在低频子带中,由低频子带系数调整模块针对光晕集中于低频子带的特性,衰减光晕成分能量,减轻光晕对光斑特征提取的影响。高频子带阈值处理模块通过设置合适阈值,去除高频子带噪声,保留光斑真实细节。逆DWT变换模块则将处理后的各子带图像进行逆变换,重构补偿后的光斑图像,即可得到补偿后的光斑图像。

将二维离散信号形式的光斑图像$f(x,\ y)$,通过一



(a) 原始激光光斑　(b) 估计的背景光照　(c) 光照补偿后的图像

图3 光照补偿前后效果图

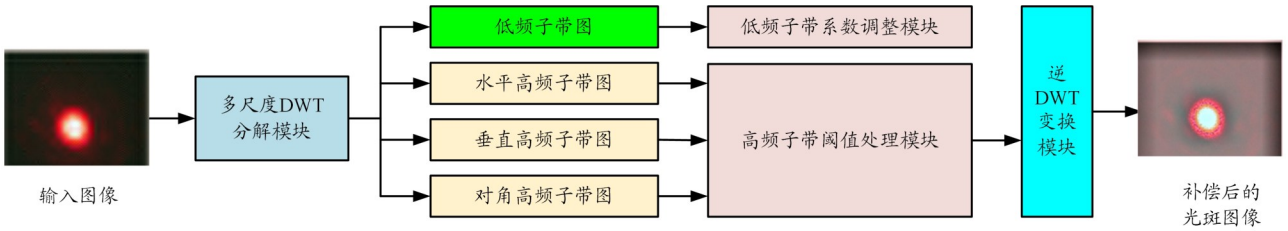


图4 基于DWT的光晕补偿结构图

组低通滤波器h和高通滤波器g,在水平与垂直方向上进行卷积操作。以一层分解为例,可得到低频子带图L_{L}、水平高频子带图H_{L}、垂直高频子带图L_{H}和对角高频子带图H_{H},表示为

$$\begin{cases} I_{L_{\mathrm{L}}}(x,\ y)=\sum\limits_{m,n} I(m,\ n)h(m-2x)h(n-2y) \\ I_{H_{\mathrm{L}}}(x,\ y)=\sum\limits_{m,n} I(m,\ n)h(m-2x)g(n-2y) \\ I_{L_{\mathrm{H}}}(x,\ y)=\sum\limits_{m,n} I(m,\ n)g(m-2x)h(n-2y) \\ I_{H_{\mathrm{H}}}(x,\ y)=\sum\limits_{m,n} I(m,\ n)g(m-2x)g(n-2y) \end{cases} \tag{8}$$

式中:I为光强函数,x和y代表输出子带图像的坐标。通过多次迭代分解,能够获取多个尺度的子带图像,这些不同子带图像代表了图像在不同尺度和方向上的特征。

由于光晕主要集中在低频子带,为抑制光晕影响,可对低频子带系数进行衰减处理。假设调整后的低频子带系数为$\tilde{L}_{L_{\mathrm{k}}}$,可通过公式$\tilde{L}_{L_{\mathrm{k}}}=\alpha L_{L_{\mathrm{k}}}$进行调整,其中$\alpha$为衰减系数,且$0<\alpha<1$。同时,高频子带常包含噪声,为去除噪声干扰,设定阈值T,对高频子带系数c按如下规则处理:

$$\tilde{c}=\begin{cases} c, |c|>T \\ 0, |c|\leqslant T \end{cases} \tag{9}$$

完成子带处理后,通过逆DWT变换重构图像。逆变换过程与分解过程相反,利用低通滤波器和高通滤波器进行上采样和卷积操作,将处理后的子带图像恢复为原始尺寸图像。以一层重构为例,重构后的光斑图像$\tilde{f}(x,\ y)$可表示为

$$\begin{aligned} \tilde{f}(x,\ y)=\sum_{m,\ n}[&L_{\mathrm{L}}(m,\ n)h(x-2m)h(y-2n)+ \\ &H_{\mathrm{L}}(m,\ n)h(x-2m)g(y-2n)+ \\ &L_{\mathrm{H}}(m,\ n)g(x-2m)h(y-2n)+ \\ &L_{\mathrm{H}}(m,\ n)g(x-2m)h(y-2n)+ \\ &H_{\mathrm{H}}(m,\ n)g(x-2m)g(y-2n)] \end{aligned} \tag{10}$$

在CNN光照干扰补偿的基础上,基于DWT的光晕补偿效果图如图5所示,可以看出,原始图像在经过光晕补偿后,有效提升了光斑的清晰程度。

1.5 数据采集

为了获取通孔在不同位置下光斑的中心点像素

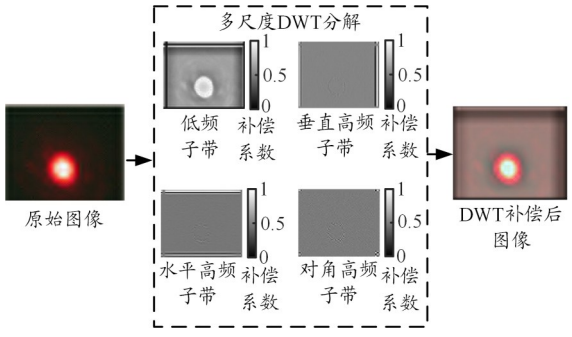
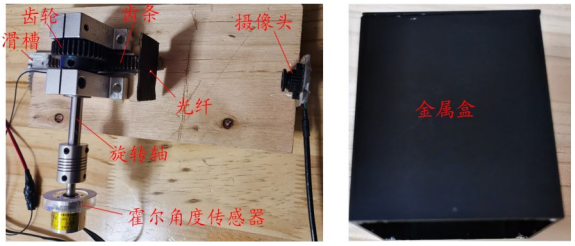


图5 基于DWT的光晕补偿效果图

坐标,搭建了的测试平台如图6所示(实验过程中将其放在封闭的金属盒中),以霍尔角度传感器输出角度为基准,分别进行正向测量(从0°匀速递增至360°)和反向测量(从360°匀速递减至0°),每种方向重复测量5次。测量时,每间隔1°记录1次光斑中心点像素坐标,同时记录测量方向(正向/反向),用于后续重复性和正反向差异分析。先对光斑的图像进行光照干扰补偿后再进行光晕补偿,最后计算出光斑的半径。图7为6组实验数据绘制的输入角度与光斑半径的关系曲线图。可以看出,虽然进行了光照干扰补偿和光晕补偿,但是输入角度与光斑半径之间的关系呈现非线性,且数据波动较大,主要是受齿轮齿条传动机构的影响,导致传感器的测量精度降低。



(a) 测试平台　　(b) 金属盒

图6 测试平台及金属盒

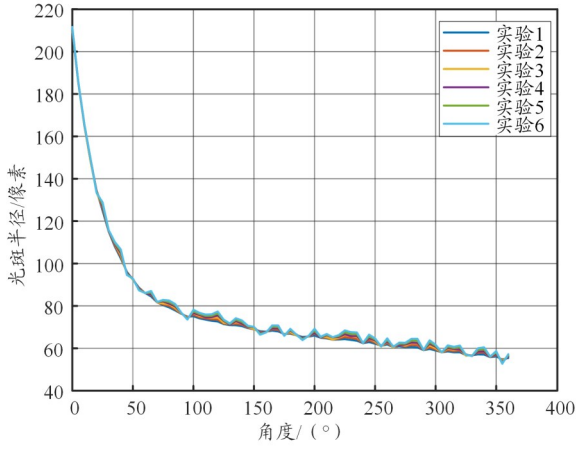


图7 输入角度与光斑半径的关系

2 基于最小二乘支持向量机(LSSVM)的非线性补偿

为了降低传感器的非线性误差,本文采用LSSVM[16-17]对传感器存在的非线性进行补偿,拟合出光斑半径与旋转角度的关系。

LSSVM通过在特征空间中寻找1个最优的超平面来实现对输入数据的最佳拟合。对于非线性问题,可以通过核函数将原始数据映射到高维特征空间,使得在这个新空间中的超平面能够更好地捕捉数据的非线性关系。基于LS-SVM非线性补偿拓扑结构如图8所示,u是输入向量,$K(u,\ u_n)$为核函数,w_i为权重系数,b'为偏置项。

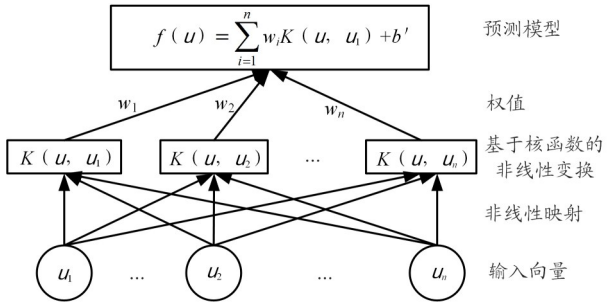


图8 基于LSSVM非线性补偿拓扑结构

首先定义LSSVM的目标函数为

$$J(\lambda,\ b')=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}w_i^2+C\sum_{i=1}^{n}(\xi_i)^2 \tag{11}$$

式中:λ是拉格朗日乘子,C是正则化参数,ξ_i是第i个样本的误差项。为了处理非线性问题,引入核函数$K(u,\ u_i)$,这样可以将原始数据映射到一个更高维的特征空间。因此,目标函数变为

$$J(\lambda,\ b')=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}w_i^2+C\sum_{i=1}^{n}(\xi_i)^2-\sum_{i=1}^{n}w_iy_iK(u,\ u_i) \tag{12}$$

通过对上述目标函数求导数并令其等于零,可以得到如下方程组:

$$\begin{cases}\sum_{j=1}^{n}w_iK(u_j,\ u_i)+b'=y_i\\ \sum_{j=1}^{n}w_iy_iK(u_j,\ u_i)+b'=0\end{cases} \tag{13}$$

式中:$w_i\geqslant 0,\ i=1,\ 2,\ \ldots,\ n$。解上述方程组得到权重系数$w_i$和偏置项$b'$后,即可得到预测模型为

$$f(u)=b'+\sum_{i=1}^{n}w_iK(u,\ u_i) \tag{14}$$

通过Matlab仿真即可得出补偿后角度与光斑半径之间的关系为

$$f(u)=54.748\,6+155.308\,3\sum_{i=1}^{360}w_i\mathrm{e}^{-\frac{(\theta-\theta_i)^2}{0.5}} \tag{15}$$

式中:$f(u)$为预测的光斑半径,θ_i为训练数据点角度,每个角度对应1个w_i(共360个,对应0°~360°每1°1个点)。光斑半径与旋转角度变化关系的原始曲线与其最终拟合曲线的对比图如图9所示。

从图9可以看出,输入角度与光斑半径之间呈现

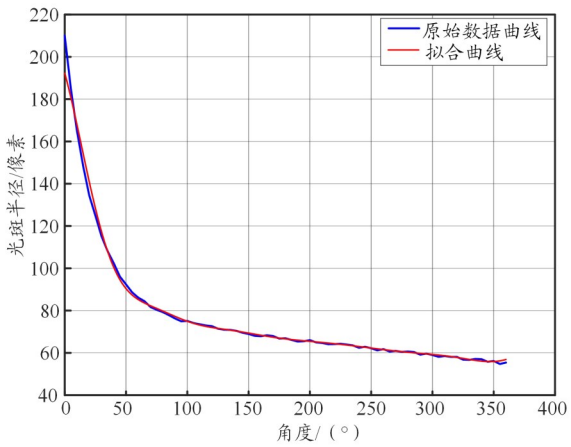


图9 原始曲线与拟合曲线对比

明显的非线性递减关系;原始数据曲线存在一定波动,而经过LSSVM非线性补偿后的拟合曲线能够紧密跟踪原始数据曲线的变化趋势,两者偏差很小,说明所建立的LSSVM关联模型能够准确捕捉光斑半径与旋转角度之间的非线性映射关系,非线性补偿效果显著。

将图9的数据代入式(15)中即可计算出非线性补偿后的值,如表1所示。其中,P_1表示输出的原始光斑半径,P_2表示非线性补偿后值,$\Delta P=P_1-P_2$。从表1可以看出,进行非线性补偿前,原始数据波动比较大,而补偿后,数据波动较小,表明非线性补偿措施是有效的,可以使得数据更加接近真实值。本文以均方根误差(RMSE)[18]来表示非线性误差,其表达式为

$$R=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-y')^2} \tag{16}$$

式中:y_i为实际测量值,y'为拟合输出值。将非线性补偿前后的值代入式(16)中可以得出传感器补偿前后

表1 非线性补偿后的角度值

θ/(°)	P_1/像素	P_2/像素	ΔP/像素
0	209.35	192.27	17.08
1	184.67	189.94	−5.27
2	165.64	187.49	−21.85
⋮	⋮	⋮	⋮
358	55.90	56.58	−0.68
359	54.90	56.72	−1.82
360	54.82	56.89	−2.07

的非线性误差分别为24.04和2.53,即补偿后的非线性误差降低了21.51,表明了采用LSSVM能够较好地降低传感器的非线性误差,能够提高传感器的稳定性。

3 实验分析

为了验证本文所提的角度传感器实用性,将其与高精度霍尔角度传感器进行实验对比分析。用联轴器将两者的旋转轴连接在一起,转动旋转轴,同时记录2个传感器的输出值。表2为霍尔角度传感器和新型角度传感器的测量结果。

表2 霍尔角度传感器和新型角度传感器的测量结果

序号	霍尔角度传感器θ_1/(°)	新型角度传感器θ_2/(°)	差值$\Delta\theta$/(°)
1	0	−0.35	0.35
2	5	5.62	−0.62
⋮	⋮	⋮	⋮
72	355	354.43	0.57
73	360	360.41	−0.41

从表2可以看出,在0°~360°全量程范围内,新型角度传感器的测量值与高精度霍尔角度传感器的参考值吻合良好,最大差值绝对值为0.62°(出现在5°测点处),其余各测点差值均较小,无明显系统性偏差。经计算,全量程测量MSE为0.72°,表明该新型角度传感器在整个角度范围内均具有较高的测量精度和良好的一致性。

均方误差(MSE)是衡量传感器测量精度的一种常用指标[19],本文将实验数据代入MSE的计算公式中可以得出,新型角度传感器的测量精度为0.72°,表明该传感器具有一定的可靠性。

为了验证新型角度传感器的测量重复性,采用标准差(SD)U_{SD}来量化多次测量的一致性,计算公式如下:

$$U_{SD}=\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{k-1}^{n}(r_{i,k}-\bar{r}_i)^2} \tag{17}$$

式中:$r_{i,k}$为第k次测量中角度θ_i对应的光斑半径,$\bar{r}_i$为角度θ_i的n次测量平均值,$n=10$(正向5次+反向5次)。将测量数据代入式(17)计算得出:所有角度的测量标准差均小于0.32,最大偏差小于0.85,表明传感器具有良好的重复性。

为进一步验证传感器的实用性,对10次重复测

量(5次正向+5次反向)的精度进行分析。计算每次测量与霍尔传感器的偏差,结果显示重复性测量的MSE为0.72°,且正向测量MSE(值为0.68°)与反向测量MSE(值为0.76°)差异小于0.1°,表明传感器在正反向测量中稳定性一致。

4 结束语

本文设计了一种基于激光点光斑识别的新型角度传感器。该传感器通过齿轮齿条传动机构改变光纤探头与摄像头间距,使激光在成像面形成动态光斑,利用二维高斯拟合算法提取光斑特征参数计算半径,并建立半径与齿轮旋转角度的映射关系。针对外界光照环境干扰和激光光晕问题,分别采用CNN和DWT算法进行补偿,同时运用LSSVM优化光斑半径与旋转角度的关联模型,降低传感器非线性误差。经光照环境补偿、光晕补偿和LSSVM补偿后,传感器非线性误差从24.04降至2.53,测量精度达到0.72°,与高精度霍尔角度传感器对比验证了其实用性。

参考文献:

[1] Ban Yaowen, Zhao Guobo, Zhang Zhenghui, et al. High-factor interpolation method based on space-time modulation and a Kalman filter for optical encoders[J]. Optics express, 2024, 32(2): 1914-1925.

[2] 王贵勇,朱林茂,祝铁柱,等. 基于光电轴角编码器的扭转角度校准系统研究[J]. 机电工程,2021,38(3):373-377.

[3] 刘凤伟,时慧晶,刘春枚. 基于BP神经网络的角度误差补偿方法研究[J]. 舰船电子工程,2021,41(7):179-182.

[4] 李映铮,李志斌,金磊,等. XGBoost机器学习在光电编码器误差补偿中的应用[J]. 光学仪器,2023,45(1):32-37.

[5] 毕今朝,蒋佳奇,张洪博,等. 光电编码器信号误差补偿技术研究[J]. 吉林大学学报(信息科学版),2022,40(4):553-558.

[6] Geng Liming, Cao Guohua, Shang Chunmin, et al. Absolute Photoelectric encoder based on position-sensitive detector sensor[J]. Electronics, 2024, 13(8): 1-16.

[7] Li Kun, Li Xin, Wang Zheng, et al. Simulation analysis and collaborative optimization of key components of the precision detection platform for high precision encoder[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024(1): 1-6.

[8] Uryupina V, Tselogorodtsev K, Losevsky N, et al. Generation of spiral beams based on a linear combination of displaced gaussian beams[J]. Bulletin of the Lebedev Physics Institute, 2024, 51(7): 250-255.

[9] Qi Yayun, Dai Huanyun, Gan Feng, et al. Optimization of rail profile design for high-speed lines based on Gaussian function correction method [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2023, 237(9): 1119-1129.

[10] Zhang Jiwang, Li Hang, Zhu Shoudong, et al. Residual stress relaxation behaviors and fatigue strength of micro-shot peened EA4T axle steel under constant and variable loading[J]. Journal of Materials Engineering and Performance, 2023, 33(8): 3770-3780.

[11] Ji H S, Ko H T, Yoon J, et al. Coaxial melt pool monitoring with pyrometer and camera for hybrid CNN-based bead geometry prediction in directed energy deposition[J]. Precision Engineering, 2025, 94: 1-12.

[12] Ran Ruisheng, He Yu, Hu Wei, et al. Modality-aware graph CNN for cross-modal person reidentification[J]. The Visual Computer, 2025(45): 1-15.

[13] Maadi E A, Loukhaoukha K, Benmami M, et al. Ambiguity attacks on the digital image watermarking using discrete wavelet transform and singular value decomposition[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 84(8): 1-14.

[14] Dash K S, Solanki S S, Chakraborty S. Deep convolutional neural networks for predominant instrument recognition in polyphonic music using discrete wavelet transform[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2024, 43(7): 4239-4271.

[15] Yuan Yiyi, Li Jingbing, Liu Jing, et al. Robust zero-watermarking algorithm based on discrete wavelet transform and daisy descriptors for encrypted medical image[J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2024, 9(1): 40-53.

[16] Habeeb B, Hafiz A, Nnaemeka C E. Boruta-grid-search least square support vector machine for NO[J]. Applied Computing and Informatics, 2025, 21(2): 101-113.

[17] Tang Jun, Liu Chang, Fan Cihang. Forecasting ionospheric TEC using least squares support vector machine and moth-flame optimization methods in China[J]. Advances in Space Research, 2024, 74(3): 1482-1496.

[18] Ganji H, Kajisa T. Error propagation approach for estimating root mean square error of the reference evapotranspiration when estimated with alternative data[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2019, 50(3): 120-126.

[19] Deng Lu, Fu Sheng, Yu Kai. Bias and mean squared error in Mendelian randomization with invalid instrumental variables[J]. Genetic epidemiology, 2023, 48(1): 27-41.