DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412445

基于 FBG 的机器手指尖触觉感知研究*

孙世政,何 江,秦鸿宇,徐向阳,陈仁祥
(重庆交通大学机电与车辆工程学院 重庆 400074)

摘 要:为了提高机器手指尖触觉感知灵敏度和精度,基于机器手指尖触觉感知机理分析,设计了特征分离式双层“十字”型 FBG 触觉感知单元,并进行了有限元仿真分析,针对感知单元开展了标定实验和抓握感知实验。基于接触温度和抓握力复合感知进行了耦合分析,提出了基于鲸鱼优化算法优化 BP 神经网络(WOA-BPNN)的解耦方法。实验结果表明:FBG 感知单元的接触温度灵敏度为 11.255 pm/℃,抓握力灵敏度为 17.342 nm/MPa;WOA-BP 解耦模型的接触温度平均绝对误差减小了 72.53%,抓握力平均绝对误差减小了 68.55%。

关键词:FBG;机器手指尖;触觉;WOA-BP 解耦模型
中图分类号:TH741 TN247 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:460.4035

Research on tactile perception of machine fingertip based on FBG

Sun Shizheng, He Jiang, Qin Hongyu, Xu Xiangyang, Chen Renxiang
(*School of Mechatronics and Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China*)

Abstract: In order to improve the sensitivity and accuracy of the tactile perception of the fingertip of the machine, based on the analysis of the mechanism of the fingertip tactile perception machine, a feature-separated double-layer “cross”-type FBG tactile sensing unit was designed, and finite-element simulation analysis was carried out, and calibration experiments and grip sensing experiments were carried out for the sensing unit. Based on the composite perception of contact temperature and grip force, a coupling analysis was carried out, and a decoupling method based on whale optimization algorithm for optimising back propagation neural network (WOA-BPNN) is proposed. The experimental results show that the contact temperature sensitivity of the FBG sensing unit is 11.255 pm/℃, and the grip force sensitivity is 17.342 nm/MPa; the average absolute error of the contact temperature of the WOA-BP decoupling model is reduced by 72.53%, and the average absolute error of the grip force is reduced by 68.55%.

Keywords: FBG; machine fingertip; tactile sensing; WOA-BP decoupled modeling

0 引 言

机器手是一种模仿人类手结构和运动方式设计的操作装置,具备高精度和高灵活性,在工业运输和医疗服务等领域应用广泛。触觉感知单元作为机器手指感知外界信息的重要部件,对实现精细化作业具有重要作用。

光纤布拉格光栅(fiber Bragg grating,FBG)具有体积小、响应速度快、抗电磁干扰能力强等优点,被广泛应用于航空航天、医疗和工业等领域[1-2]。基于 FBG 的仿生传感在触觉感知方面的研究已经取得了一定进展[3]。齐华等[4]针对机器手的仿生触压感知功能,以 FBG 作为信息传输和感知载体设计了可穿戴的触压感知指套,实现了不同材料按压状态下的力触觉感知,感知灵敏度为 7.776 nm/MPa,分辨力为 10 mm;本团队[5-6]经过多年研究开发了基于光纤布拉格光栅的双层“十字”型分布式触觉传感器,实现了触觉力、温度和滑动感知信号检测,力感知灵敏度为 7.289 nm/MPa;张剑敏等[7]设计了便携式触觉传感器,实现了接触力感知、接触纹理识别和指尖

收稿日期:2024-01-26 Received Date: 2024-01-26
*基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(52105542)、重庆市自然科学基金创新发展联合基金(CSTB2023NSCQ-LZX0081)、重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJZD-K202200705)、重庆市技术创新与应用发展专项重大项目(CSTB2023TIAD-STX0016)资助

滑动速度检测,力感知灵敏度为 10 nm/MPa。虽然现阶段的基于 FBG 传感的触觉感知取得了一定的研究进展,但实现精细化感知的灵敏度仍有待提高。

针对抓握感知实验中接触温度和抓握力感知信号交叉敏感,复合感知信号耦合问题,研究者提出了一些解耦方法。钱牧云等[8]提出了 BPNN 和径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的解耦方法。实现了载荷位置和大小感知信号解耦,感知最小相对误差为 3.00% 和 4.82%。Cao 等[9]提出了深度卷积神经网络(deep convolutional neural networks, DCNN)解调 FBG 频谱的方法。直接从实验获得的 FBG 光谱中提取温度信息,克服了传统拟合方法的局限性;Hopf B 等[10]基于 FBG 温度传感器提出了一种新的迭代矩阵算法,实现了高精度的摩擦补偿温度测量,温度误差为 0.5℃;本团队[11-12]针对 FBG 三维力传感器维间耦合问题,经过多年研究提出了基于白鲨算法优化极限学习机(white shark optimizer-extreme learning machines, WSO-ELM)和麻雀搜索算法优化极限学习机(sparrow search algorithm-extreme learning machines, SSA-ELM)的解耦方法;解耦后最大平均 I 类误差为 0.51%,最大平均 II 类误差为 0.65%,提高了传感器的测量精度;Sarkar 等[13]提出了基于机器学习的 FBG 温度和应变解耦方法,实现了单次测量 FBG 波长时有效地预测应变和温度,准确率为 90%。

综上所述,现阶段基于 FBG 的机器手触觉感知研究取得了一定的进展,但触觉感知灵敏度偏低,感知误差较大等问题亟需作进一步研究。本文针对 FBG 感知温度和应变交叉敏感问题,设计了特征分离式双层“十字”型 FBG 感知单元,实现温度和力的特征分离;其次,开展了 FBG 感知单元标定实验和机器手指尖抓握感知实验研究;最后,对接触温度和抓握力复合感知信号进行耦合分析,提出了基于 WOA-BP 神经网络的解耦方法并对实验结果进行解耦分析。

1　基于 FBG 的触觉感知机理

触觉感知主要表征为物体与机器手之间的抓握力感知、物体表面的温度感知以及抓握状态下的滑动感知等。本文主要是针对机器手指尖与物体之间的抓握力和接触温度感知研究。

1.1　FBG 传感机理

FBG 传感的基本原理是利用光纤光栅的有效折射率和光栅周期对外界参量的敏感特性,将待测参量的变化转化为光栅中心波长漂移量[14];如图 1 所示,当宽带光通过光纤光栅时,根据耦合模理论,只有满足布拉格栅区条件的光能被反射回来,FBG 的中心波长表达式如下:

$$\lambda_B = 2n_{eff}\Lambda \tag{1}$$

式中:λ_B 为光纤布拉格光栅反射中心波长,n_{eff} 为有效折射率,Λ 为光栅周期。

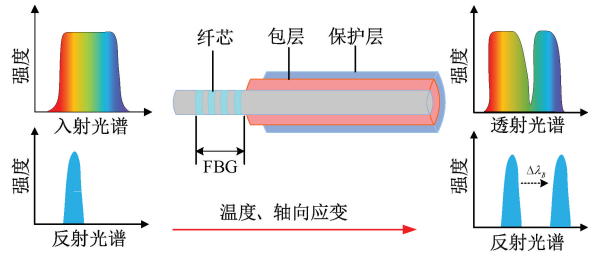


图 1　光纤布拉格光栅传感原理

Fig. 1　The fiber Bragg grating sensing principle

由式(1)可知,FBG 中心波长与有效折射率和周期有关,而光栅的有效折射率和周期受温度 T、轴向应变 ε_z 等因素影响,可表示为:

$$\Delta\lambda_B = 2\Lambda\Delta n_{eff} + 2n_{eff}\Delta\Lambda = (1 - P_e)\varepsilon_z\lambda_B + (\alpha + \xi)\Delta T\lambda_B \tag{2}$$

式中:$\Delta\lambda_B$ 为光纤光栅中心波长漂移量,Δn_{eff} 为纤芯有效折射率变化量,$\Delta\Lambda$ 为光栅反射周期变化量,ε_z、ΔT 分别为轴向应变和温度变化量,P_e 为弹光系数(一般硅制光纤介质中弹光系数 $P_e = 0.22$),α 为光纤材料的膨胀系数,ξ 为光纤材料的热光系数。

1.2　机器手触觉感知机理

在触觉感知过程中,温度和应变交叉敏感问题极大程度影响了 FBG 感知精度;因此设计了特征分离式双层“十字”型 FBG 触觉感知单元,如图 2 所示。该结构采用硅胶材料进行封装,下层 FBG1 嵌入毛细钢管内,上层 FBG2 的封装体表层布设四颗小钢珠,实现抓握力和接触温度的特征分离。

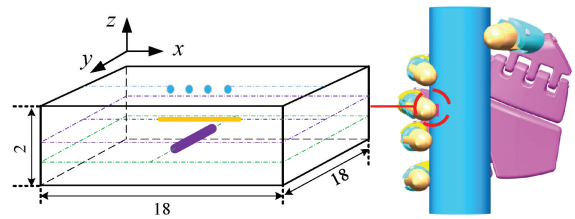


图 2　特征分离式双层“十字”型 FBG 传感结构

Fig. 2　Feature separation double-layer “cross” FBG

假设 FBG1 波长漂移量为 $\Delta\lambda_1$,FBG2 波长漂移量为 $\Delta\lambda_2$,由式(2)有:

$$\begin{cases} \dfrac{\Delta\lambda_1}{\lambda_1} = (1 - P_e)\varepsilon_z + K_1\Delta T \\ \dfrac{\Delta\lambda_2}{\lambda_2} = (1 - P_e)\varepsilon_z + K_2\Delta T \end{cases} \tag{3}$$

式中：K_1、K_2 为 FBG1、FBG2 温度灵敏度系数；λ_1、λ_2 为 FBG1、FBG2 中心波长。由于 FBG1 封装于毛细钢管内基本不受应变影响，所以 FBG1 可表示为：

$$\frac{\Delta\lambda_1}{\lambda_1} = K_1\Delta T \tag{4}$$

FBG2 相对 FBG1 的温度灵敏系数 $K_{T2} = K_2/K_1$，所以 FBG2 分别受温度和应力影响的波长漂移量 $\Delta\lambda_{T2}$ 和 $\Delta\lambda_{B2}$ 可表示为：

$$\frac{\Delta\lambda_{T2}}{\lambda_2} = K_2\Delta T = K_{T2}\frac{\Delta\lambda_1}{\lambda_1} \tag{5}$$

$$\frac{\Delta\lambda_{B2}}{\lambda_2} = \frac{\Delta\lambda_2}{\lambda_2} - \frac{\Delta\lambda_{T2}}{\lambda_2} = \frac{\Delta\lambda_2}{\lambda_2} - K_{T2}\frac{\Delta\lambda_1}{\lambda_1} \tag{6}$$

2 触觉感知有限元仿真分析

建立 FBG 感知单元柔性聚合物封装模型和机器手指尖模型，设置封装基体尺寸长度为 18 mm×18 mm×2 mm，单手指感知结构模型如图 3 所示。使用有限元仿真软件进行力仿真分析，在封装基体表面施加 0～0.05 MPa 的压强，求解得到感知单元位移云图以及 FBG 所受应变随压强变化的关系如图 4 所示。

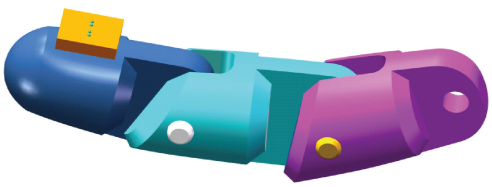
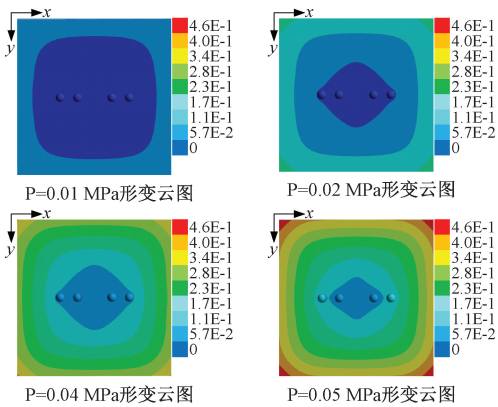


图 3 单手指感知结构模型

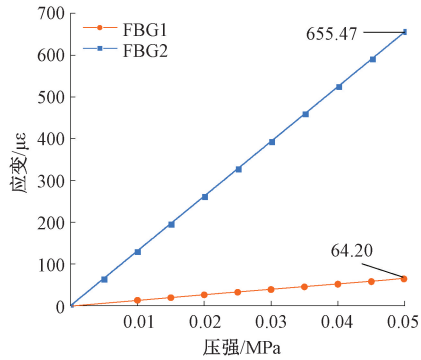
Fig. 3 Single finger sensing structure model

由图 4(a)可知，当施加压强于柔性基体表面时，基体会发生等值拉伸的位移形变，以几何中心为原点向四周扩散。位移形变数值随压强的增大而增加；由图 4(b)可知，FBG 所受应变与压强呈线性关系，FBG1 的最大应变值仅有 64.20 με，而 FBG2 的最大应变值为 655.47 με，这表明封装于毛细钢管内的 FBG1 基本不受应变影响，FBG2 在钢珠增压下对应变感知更为灵敏。



(a) 位移云图

(a) Displacement nephogram



(b) 应变与压强关系

(b) Relationship between strain and pressure

图 4 力仿真分析

Fig. 4 Force simulation analysis

3 实验结果与分析

3.1 感知单元标定实验

利用硅胶封装和光纤熔接机设计和制作了特征分离式双层“十字”型 FBG 感知单元，搭建实验平台如图 5 所示，并对感知单元进行温度和力标定实验。

(a) 温度标定

(a) Temperature calibration

(b) 力标定

(b) Force calibration

图 5 感知单元标定实验平台

Fig. 5 Sensing unit calibration experiment platform

1)温度标定实验

利用恒温恒湿箱进行感知单元温度标定实验，实验温度范围设定在 0℃～100℃，以 5℃为步长从 0℃开始升温至 100℃结束，之后以同样步长从 100℃降温至 0℃。记录数据之前保持目标温度稳定维持 1 min，重复 3 次实验，绘制温度与波长漂移量的散点图，拟合如图 6 所示。

由图 6 可知，在温度标定实验中，FBG 波长漂移量随温度的增加(减少)而增加(减少)，数据线性拟合 R^2 均大于 0.99。升温实验中，FBG1 的平均温度灵敏度为 11.256 pm/℃，FBG2 的平均温度灵敏度为 11.808 pm/℃；降温实验中，FBG1 的平均温度灵敏度

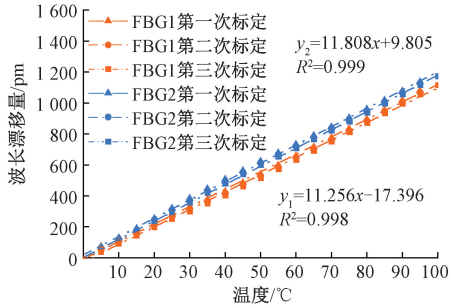


图 6　温度标定

Fig. 6　Temperature sensing fitting curve

为 11.153 pm/℃, FBG2 的平均温度灵敏度为 11.742 pm/℃。由此可见,两个 FBG 感知单元对温度变化感知较为灵敏且灵敏度相差不超过 0.6 pm/℃。

2)力标定实验

使用标准砝码对感知单元进行力标定实验。施加载荷范围为 0~1 000 g(即 0~0.030 3 MPa),步长为 100 g,每次加载完成后保持 1 min,等到中心波长稳定后再记录数据,重复 3 次实验,得到载荷与波长漂移量的关系如图 7 所示。

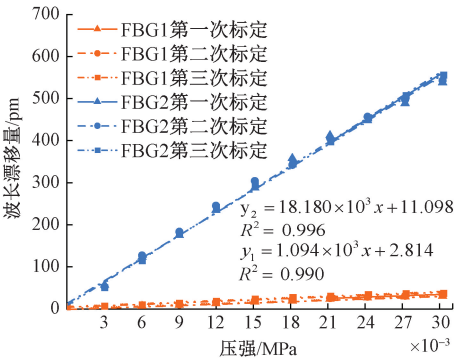


图 7　压力标定

Fig. 7　Pressure perception fitting curve

由图 7 可知,FBG2 波长漂移量随着载荷的增大明显增加,而 FBG1 对应变感知灵敏度较低,其中 FBG1 的平均压力灵敏度为 1.094 nm/MPa,FBG2 的平均压力灵敏度为 18.180 nm/MPa。

3.2　机器手指尖抓握感知实验

为了提升机器手指尖与感知单元安装的稳定性,采用纳米双面胶与硅胶背胶处理剂相结合的方法,有效地将感知单元粘附在机器手指尖上。

硅胶具有离模特性,难以直接与压敏胶粘接,需要借助硅胶背胶处理剂来提高硅胶表面的粘性。将处理剂均匀涂刷在硅胶封装体背面,并在无尘空间内放置五分钟,切割感知单元尺寸大小的纳米双面胶,将其粘贴于涂抹处理剂的封装体上,另一面粘贴在机器手指尖,适当用力按压以确保接触面紧密结合。

1)接触温度感知实验

为实现机器手对物体表面温度感知,搭建机器手指尖接触温度感知实验平台如图 8(a)所示;让机器手轻触 70℃物体表面,以 5℃为步长,降温至 5℃结束,重复 3 次实验,绘制接触温度相应曲线如图 9(a)所示。

(a) 接触温度感知
(a) Contact temperature sensing

(b) 抓握力感知
(b) Grip strength perception

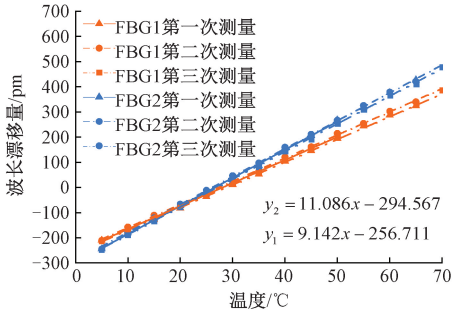
图 8　抓握感知实验平台

Fig. 8　Grip perception experiment platform

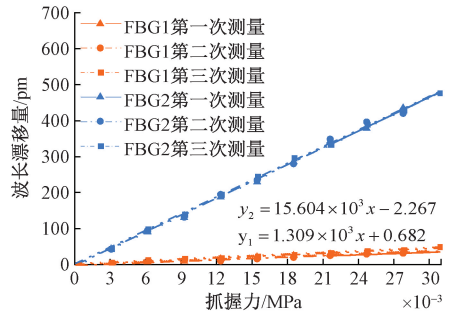
2)抓握力感知实验

为实现机器手对物体的抓握力感知,搭建机器手直接抓握力感知实验平台如图 8(b)所示;被抓物体选用尺寸为 120 mm×50 mm×30 mm 的矩形块,以确保机器手指尖感知单元与被抓物体正向接触。在相同温度环境下,使用上位机控制机器手抓握动作,并使用分辨力为 0.01 N 的压力传感器对抓握力大小进行标定,力施加范围为 0~10 N(即 0~0.030 9 MPa),步长 1 N,重复三次实验,绘制抓握力相应曲线如图 9(b)所示。

在机器手进行接触温度感知实验中,由图 9(a)可知,FBG 三次测量拟合直线线性度较好,FBG1 平均温度灵敏度为 9.125 pm/℃, FBG2 平均温度灵敏度为 11.087 pm/℃。与温度标定实验相比,FBG1 接触温度灵敏度较低,分析可能是实验过程是一个降温过程,FBG1 封装体内温度略高于实验测量温度,在低温区(5℃~



(a) 接触温度
(a) Contact temperature



(b) 抓握力
(b) Grip strength

图 9 接触温度和抓握力感知拟合

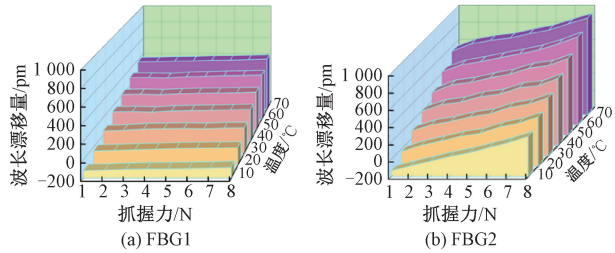
Fig. 9 Contact temperature and grip strength perception fit

35℃)时波长漂移量相对偏高。在机器手进行抓握力感知实验中,由图 9(b)可知,两根 FBG 的响应曲线与静态标定响应曲线相似,FBG1 的平均抓握力灵敏度为 1.309 nm/MPa,FBG2 的平均抓握力灵敏度为 15.604 nm/MPa。两根 FBG 感知灵敏度与力标定实验结果之间存在微小差异,分析可能是在机器手抓握过程中传感器与被抓物体间存在摩擦力以及与被抓物体接触时有微小角度差异等,但是 FBG 整体感知趋势与标定时保持一致。

3)接触温度和抓握力复合感知实验

为实现机器手指尖对抓取物体的接触温度和抓握力复合感知,将机器手以不同抓握力抓握 70℃物体直至降温到 10℃,抓握力范围为 1~8 N,记录数据,得到 FBG 中心波长漂移量与不同抓握力和接触温度下的映射关系如图 10 所示,图 11 和图 12 是将抓握力和接触温度分别进行数据整理的结果。

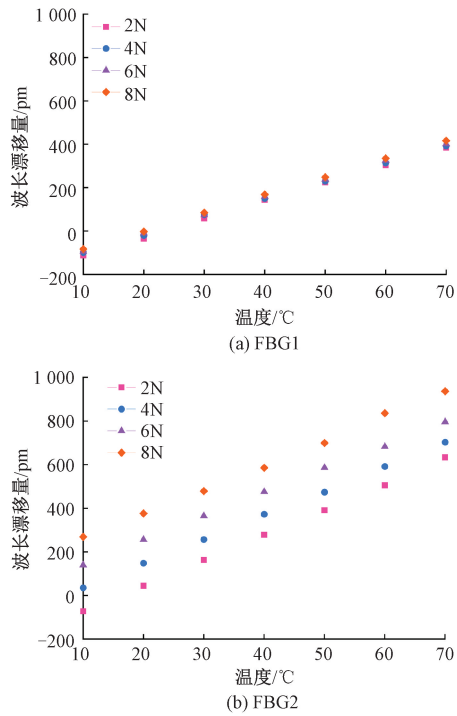
根据图 10 结果显示,FBG1 对接触温度感知明显优于抓握力,且几乎不受抓握力影响,另一方面,FBG2 波长漂移量随温度和抓握力的增加呈现明显的变化;从图 11(a)和图 12(a)可知,FBG1 对抓握力的感知灵敏度极低;进一步观察图 11、12,可以发现 FBG 波长漂移量与温度和抓握力均呈线性关系,并且随着温度(或抓握力)的等值增加,拟合直线近似等截距平行,这表明 FBG 对



(a) FBG1 (b) FBG2

图 10 FBG 波长漂移量与抓握力和温度关系

Fig. 10 Relationship of FBG wavelength drift with grip strength and temperature



(a) FBG1

(b) FBG2

图 11 不同抓握力下 FBG 波长漂移量与温度关系

Fig. 11 Relationship between FBG wavelength drift and temperature at different grip strength

抓握力(或温度)也具有良好的线性关系。根据拟合直线可以得到结果:FBG1 平均抓握力灵敏度为 1.554 nm/MPa,FBG2 平均抓握力灵敏度为 17.342 nm/MPa。FBG1 平均接触温度灵敏度 8.298 pm/℃,FBG2 平均接触温度灵敏度 11.255 pm/℃。

3.3 复合感知信号耦合分析

由于力和温度都会引起光纤光栅波长漂移,复合感知实验中感知信号存在耦合现象,无法直接通过波长漂移量准确解算出温度和抓握力的值。根据实验结果可知,与 FBG2 相比,FBG1 的抓握力感知灵敏度极低,而对温度的感知灵敏度与 FBG2 相近。基于机器手触觉感知理论,在复合感知实验中,将 FBG1 的波长漂移量理想化

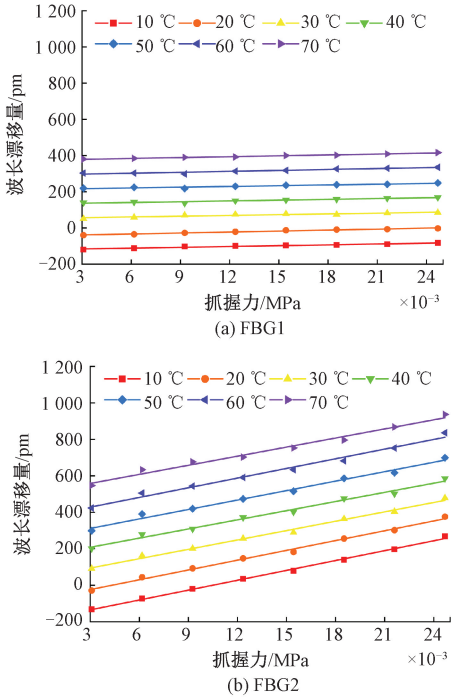


图 12　不同温度下 FBG 波长漂移量与抓握力关系

Fig. 12　Relationship between FBG wavelength drift and grip strength at different temperature

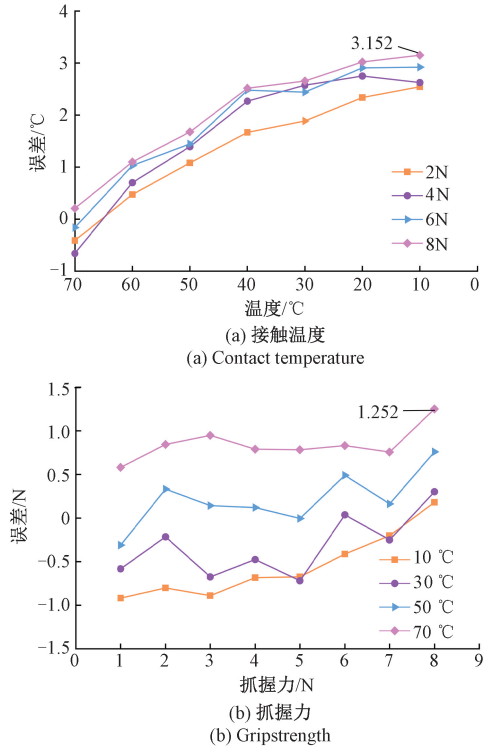


图 13　接触温度与抓握力误差

Fig. 13　Error of contact temperature and grip strength

为仅受温度作用的结果;结合抓握力感知实验结果,可以计算出 FBG2 波长漂移量所对应的抓握力和温度数值。图 13 展示了接触温度和抓握力的误差情况。

根据图 13(a)的结果,温度误差随着温度的降低不断增大,且随着抓握力的增加也有增大的趋势;当抓握力为 8 N 时,对于 10℃ 温度的计算误差达到最大值 3.152℃;根据图 13(b)的结果,抓握力误差集中在 -1~1 N 之间,当接触温度为 70℃时,对于 8 N 抓握力的计算误差达到最大值 1.252 N。可以明显观察到,理论解算结果与实测值存在较大差异,导致数值计算误差较大的原因可能有两个:一是由于传感器物理特性与理论数值有偏差;二是传感器受电磁干扰、噪声污染等环境因素影响,传感器未达到理论感知精度。由此可见,理论计算出的接触温度和抓握力整体精确度较低,因此需要应用解耦算法以提高复合感知信号的解耦精度。

4　信号解耦实验与分析

4.1　基于 WOA-BPNN 的解耦方法

BPNN 是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,包括输入层、隐含层和输出层[15-16]。BP 神经网络具有处理非线性和复杂系统问题的能力,在回归、预测和模式识别等领域得到广泛应用,然而 BP 神经网络存在收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺点。

WOA 是一种通过模拟座头鲸的狩猎行为而衍生出的智能优化算法[17]。算法灵感来源于鲸鱼围捕猎物的行为,座头鲸在找到觅食目标后会形成一个气泡网,沿着螺旋形的路径进行觅食。具体行为包括包围猎物、气泡网攻击和搜索猎物,其中气泡网攻击可分为收缩包围机制和螺旋更新位置[18]。

1)包围猎物

WOA 假设最靠近猎物的鲸鱼为最佳鲸鱼,种群中的其他鲸鱼就会根据最佳鲸鱼当前的位置更新自身位置。此过程中应用以下公式来更新位置:

$$\boldsymbol{D} = |\boldsymbol{C} \cdot \boldsymbol{X}^*(t) - \boldsymbol{X}(t)| \tag{7}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1) = \boldsymbol{X}^*(t) - \boldsymbol{A} \cdot \boldsymbol{D} \tag{8}$$

$$\boldsymbol{A} = 2\boldsymbol{a} \cdot \boldsymbol{r}_1 - \boldsymbol{a} \tag{9}$$

$$\boldsymbol{C} = 2\boldsymbol{r}_2 \tag{10}$$

式中:t 为迭代次数;$\boldsymbol{X}^*(t)$ 表示在第 t 次迭代中的最佳鲸鱼的位置向量;$\boldsymbol{X}(t)$ 是单个鲸鱼在第 t 次迭代中的位置向量;$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{C}$ 为系数向量;$\boldsymbol{a}$ 为收敛因子,随着迭代次数的增加,$\boldsymbol{a}$ 从 2 到 0 线性递减;$\boldsymbol{r}_1$、$\boldsymbol{r}_2$ 是[0,1]之间的随机向量。

2)气泡网攻击

减小猎物活动范围后,座头鲸在一个不断缩小的空间内沿着螺旋形路径围绕猎物游动;采用收缩包围或螺

旋上升的方式来捕猎。假设这两种行为的概率是一样的,对这种同时发生的行为建立数学模型:

$$\boldsymbol{D}' = |\boldsymbol{X}^*(t) - \boldsymbol{X}(t)| \tag{11}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1) = \begin{cases} \boldsymbol{X}^*(t) - \boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{D} & P < 0.5 \\ \boldsymbol{D}'\cdot e^{bl}\cdot\cos(2\pi l) + \boldsymbol{X}^*(t) & P \geqslant 0.5 \end{cases} \tag{12}$$

式中:$\boldsymbol{D}'$ 为当前搜索个体与最优解的距离;b 为对数螺旋形状常量;l 是[-1,1]的随机数。

3)搜索猎物

座头鲸在寻找猎物时采用基于可变向量 A 的随机策略。在收缩包围机制中,A 的取值范围在[-1,1]之间;当 A 超出此范围时,当前鲸鱼个体可能不会朝着最优鲸鱼靠近,而是随机选择种群中的一个鲸鱼个体接近,这可能导致远离目标猎物,但同时也增强了全局搜索的能力。具体的数学模型如下:

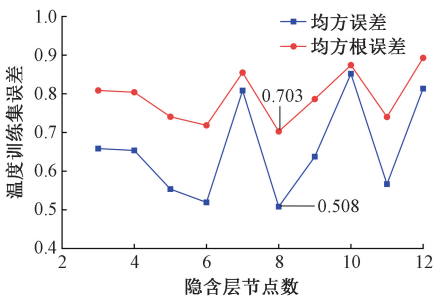
$$\boldsymbol{X}(t+1) = \boldsymbol{X}_{rand}(t) - \boldsymbol{A}\,|\boldsymbol{C}\cdot\boldsymbol{X}_{rand}(t) - \boldsymbol{X}(t)| \tag{13}$$

式中:$X_{rand}(t)$ 为从当前种群中选择的随机位置向量(即要靠近的鲸鱼位置)。

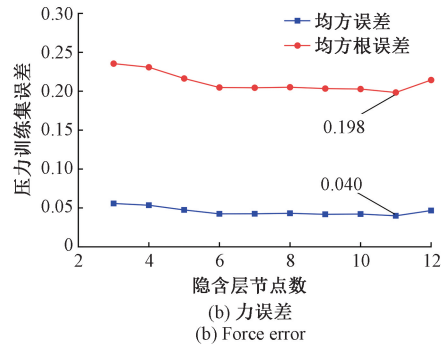
WOA 的 3 个种群更新机制相互独立,因此可以分别进行全局探索和局部开发的优化过程。相比于其他群体智能优化算法,WOA 算法具有操作简单、参数较少、结构新颖等优点,优于蚁群算法(ant colony optimization, ACO)和粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)等其他智能优化算法[19-20]。针对 BP 神经网络训练过程中的初始权值和阈值由随机数产生,对训练的网络结构有影响,采用鲸鱼优化算法优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,可以得到更为稳定的 WOA-BP 神经网络模型。

BP 神经网络模型预测精度除了受权值和阈值的影响,还受隐含层节点数限制。设置隐含层数在[3,12]之间,并对接触温度和抓握力进行多次仿真训练,输出温度和力的训练集均方误差和均方根误差,得到了隐含层节点数与误差关系如图 14 所示。

由图 14 可知,当隐含层数为 8 时,温度均方误差和均方根误差有最小值 0.508 和 0.703,当隐含层数为 11 时,力均方误差和均方根误差有最小值 0.040 和 0.199;所以分别构建基于最佳隐含层的温度和力 BP 神经网络模型。



(a) 温度误差
(a) Temperature error



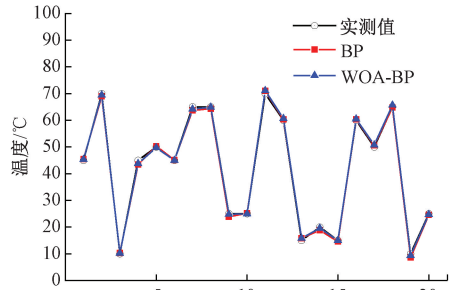
(b) 力误差
(b) Force error

图 14 隐含层节点数与温度、力误差关系

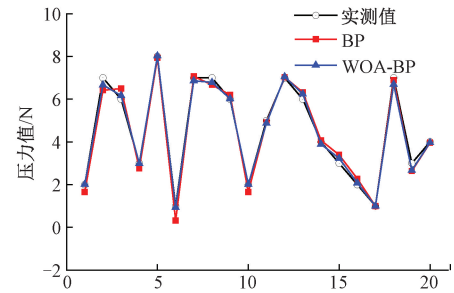
Fig. 14 The relationship between the number of hidden layer nodes and the error of temperature and force

4.2 解耦误差分析与对比

划分训练集与测试集比例为 4∶1,对 BP 神经网络模型进行仿真测试,输出 BP 训练模型的误差;采用 WOA 算法进行权值阈值寻优,适应度函数选取为训练集与测试集整体均方误差平均值,适应度函数值越小,表明训练越准确,且兼顾模型的预测精度更好。WOA 优化前后温度和力的部分解耦值和实际值如图 15 所示,解耦误差如图 16 所示,误差直方图如图 17 所示。



(a) 温度
(a) Temperature



(b) 力
(b) Force

图 15 解耦值与实测值对比

Fig. 15 Comparison of decoupled values with measured values

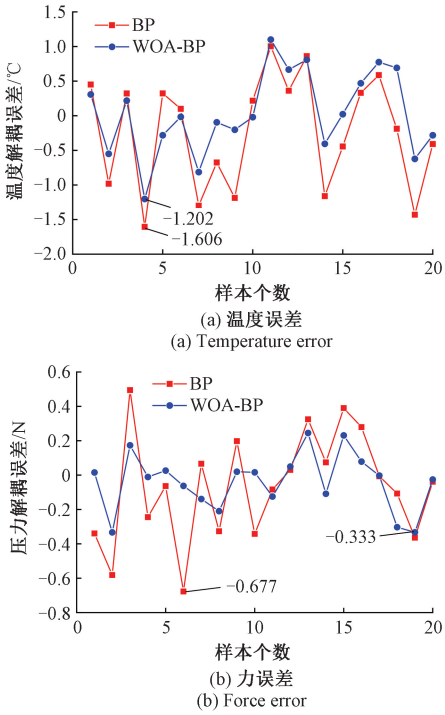


图 16　不同模型解耦误差对比

Fig. 16　Comparison of decoupling error of different models

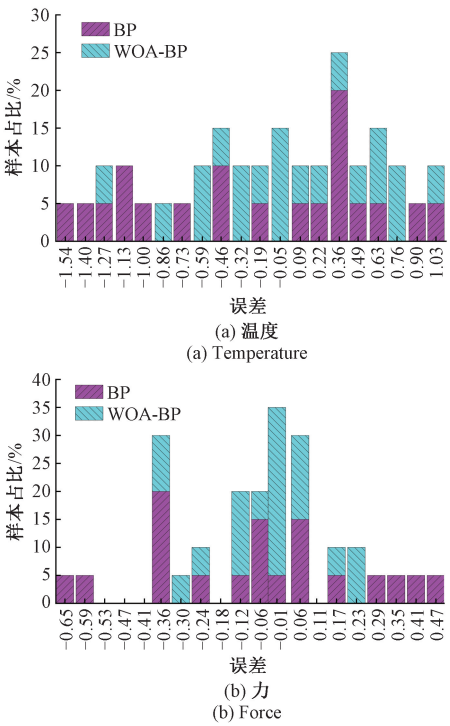


图 17　温度和力解耦误差直方图

Fig. 17　Decoupling error histogram of temperature and force

根据图 15 结果显示,两种算法解耦值与实测值相近,表明 BP 和 WOA-BP 模型都具有良好的解耦效果;进一步观察图 16、17,可以发现温度解耦误差在−1.5~1 之间,BP 和 WOA-BP 模型的最大温度解耦误差分别为−1.601 和−1.202;力解耦误差集中在−0.4~0.4,BP 和 WOA-BP 模型的最大力解耦误差分别为−0.677 和−0.333;此外,温度和力的 BP 误差直方图呈现较大的分散性,误差值较大;WOA-BP 误差直方图相对集中,误差值较小。由此可见,WOA-BP 模型对温度和力的解耦效果明显优于 BP 神经网络。

选取平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方误差(mean squared error, MSE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)等指标对比不同模型的解耦效果,如表 1 和 2 所示。

表 1　不同模型温度解耦效果对比

Table 1　Comparison of temperature decoupling effect predicted by different models

模型	MAE	MSE	RMSE	MAPE/%
解耦前	1.724 9	4.152 2	2.037 7	10.062 3
BP	0.696 9	0.684 5	0.827 4	2.660 3
WOA-BP	0.473 8	0.345 9	0.588 2	1.510 2

表 2　不同模型力解耦效果对比

Table 2　Comparison of force decoupling effect predicted by different models

模型	MAE	MSE	RMSE	MAPE/%
解耦前	0.398 7	0.210 7	0.459 0	13.635 6
BP	0.251 7	0.099 1	0.314 9	9.395 5
WOA-BP	0.125 4	0.028 1	0.167 7	2.972 2

由表 1 和 2 的数据可以看出 WOA-BP 模型具有较好的解耦效果,与 BP 神经网络模型相比,WOA-BP 解耦模型的接触温度平均绝对误差减小了 30.01%,抓握力平均绝对误差减小了 50.19%。与解耦前相比,WOA-BP 解耦模型的接触温度平均绝对误差减小了 72.53%,抓握力平均绝对误差减小了 68.55%。

5　结　　论

本文设计了特征分离式双层“十字”型 FBG 触觉感知结构,实现了温度和力的特征分离,开展了机器手指尖抓握触觉感知实验研究,针对接触温度和抓握力感知信号耦合现象,提出了基于 WOA-BP 神经网络的解耦方法,结果表明,FBG 触觉感知灵敏,接触温度灵敏度为 11.255 pm/℃,抓握力灵敏度为 17.342 nm/MPa。有效

地提高了触觉感知灵敏度和精度,降低了感知误差,实现了抓握力和接触温度感知信号解耦。

本文实现了机器手指尖的抓握力和接触温度触觉感知,但忽略了由于封装工艺水平的限制,FBG 传感器与硅胶之间不是理想粘附状态、机器手与物体之间存在微小滑动以及在实验条件限制下部分实验结果存在较大误差等因素。接下来在封装工艺、滑动感知、传感器空间结构等方面还需要进行深入研究:

1)研究机器手抓握状态下的滑动感知,能够减小物体的微滑动对抓握力感知实验的影响,利用反馈系统实现机器手的稳定抓握对机器手的智能感知具有实际重要意义。

2)设计空间传感网络阵列结构,有效的减小实验误差,应用到机器手多关节乃至手掌的整体感知,进一步实现抓握物体的多参量识别,提高机器手的智能化水平。

参考文献

[1] ZHAO F C, LU X L, SHI H B, et al. Study on stratified settlement and weak reflectivity fiber grating monitoring of shield tunnel crossing composite strata [J]. Applied Sciences, 2023, 13(3): 1769.

[2] OLIVEIRA L A, SOUSA F B, SOUSA F M, et al. Prototype of a sensor for simultaneous monitoring of water level and temperature of rivers in the Amazon using FBG[J]. Optical and Quantum Electronics, 2022, 54(11): 731.

[3] MASSARI L, FRANSVEA G, D'ABBRACCIO J, et al. Functional mimicry of Ruffini receptors with fibre Bragg gratings and deep neural networks enables a bio-inspired large-area tactile-sensitive skin [J]. Nature Machine Intelligence, 2022, 4(5): 425-435.

[4] 齐华, 冯艳, 潘睿智, 等. 穿戴式光纤光栅指套仿生触压感知性能研究[J]. 光子学报, 2023, 52(7): 0706003-0706003-11.
QI H, FENG Y, PAN R ZH, et al. Research on bionic tactile sensitivity of wearable fiber grating finger sleeve[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(7): 0706003-0706003-11.

[5] 孙世政, 龙雨恒, 李洁, 等. 基于光纤布拉格光栅的柔性触滑觉复合传感研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 40-46.
SUN SH ZH, LONG Y H, LI J, et al. Research on flexible touch-slip sensing based on fiber Bragg grating[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 40-46.

[6] SUN SH ZH, HE SH G, HAN Y, et al. Soft bionic skin with touch-slip and thermal perception using double-layer distributed FBG sensing array [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(5): 4096-4105.

[7] 张剑敏, 熊鹏文, 韦琦, 等. 面向纹理识别的便携式触觉传感器设计[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 66-73.
ZHANG J M, XIONG P W, WEI Q, et al. Design of portable tactile sensor for texture recognition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 66-73.

[8] 钱牧云, 齐瑜, 魏新园. 基于神经网络的光纤布拉格光栅触觉信号解耦研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(8): 44-51.
QIAN M Y, QI Y, WEI X Y. Research on tactile signal decoupling of fiber Bragg grating based on neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 41(8): 44-51.

[9] CAO Z, ZHANG S, XIA T, et al. Spectral demodulation of fiber Bragg grating sensor based on deep convolutional neural networks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(13): 4429-4435.

[10] HOPF B, DUTZ F J, BOSSELMANN T, et al. Iterative matrix algorithm for high precision temperature and force decoupling in multi-parameter FBG sensing[J]. Optics Express, 2018, 26(9): 12092-12105.

[11] 孙世政, 庞珂, 于竞童, 等. 基于白鲨优化极限学习机的三维力传感器非线性解耦[J]. 光学精密工程, 2023, 31(18): 2664-2674.
SUN SH ZH, PANG K, YU J T, et al. Nonlinear decoupling of three-dimensional force Sensor based on White Shark Optimal Extreme Learning Machine [J]. Optics and Precision Engineering, 2023, 31(18): 2664-2674.

[12] 孙世政, 于竞童, 韩宇, 等. 基于 SSA-ELM 的双层十字梁结构光纤布拉格光栅传感器三维力解耦[J]. 光学 精密工程, 2022, 30(3): 274-285.
SUN SH ZH, YU J T, HAN Y, et al. Three-dimensional force decoupling of double-layer cross beam fiber Bragg Grating sensor based on SSA-ELM [J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(3): 274-285.

[13] SARKAR S, INUPAKUTIKA D, BANERJEE M, et al. Machine learning methods for discriminating strain and temperature effects on FBG-based sensors [J]. IEEE

Photonics Technology Letters, 2021, 33(16): 876-879.

[14] 王雅纯, 张小栋, 陆竹风, 等. 用于假手指尖的光纤光栅触觉力传感器研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(9): 124-130.
WANG Y CH, ZHANG X D, LU ZH F, et al. Research on the tactile force sensor of prosthetic hand finger based on fiber Bragg grating[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 124-130.

[15] DING SH F, SU CH Y, YU J ZH. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm[J]. Artificial Intelligence Review, 2011, 36(2): 153-162.

[16] LIAO M, LIANG S, LUO R, et al. The moving load identification method on asphalt roads based on the BP neural network and FBG sensor monitoring[J]. Construction and Building Materials, 2023, 378: 131216.

[17] MIEJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in engineering software, 2016, 95: 51-67.

[18] WANG C, LI M, WANG R, et al. An image denoising method based on BP neural network optimized by improved whale optimization algorithm[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2021, 2021(1): 141.

[19] ZHOU W, LI M, LI L, et al. Prediction of SET on SRAM based on WOA-BP neural network[J]. Journal of Internet Technology, 2023, 24(2): 267-273.

[20] 马创, 周代棋, 张业. 基于改进鲸鱼算法的 BP 神经网络水资源需求预测方法[J]. 计算机科学, 2020, 47(S2): 486-490.
MA CH, ZHOU D Q, ZHANG Y. BP neural network water resource demand forecasting method based on improved whale algorithm[J]. Computer Science, 2020, 47(S2): 486-490.

作者简介

孙世政(通信作者),2015 年于合肥工业大学获得博士学位,现为重庆交通大学教授、硕士生导师,主要研究方向为精密仪器与机械、智能传感技术。
E-mail:ssz091011@163.com

Sun Shizheng (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2015. He is currently a professor and a master advisor at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include precision instruments and machinery and smart sensor technology.