DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2107975

基于神经网络的光纤布拉格光栅触觉信号解耦研究*

钱牧云,齐 瑜,魏新园

(安徽工业大学电气与信息工程学院 马鞍山 243032)

摘 要:针对应用于电子皮肤的柔性光纤布拉格光栅触觉传感器的输出信号是施加载荷位置、大小等信息的非线性、多维耦合问题,在对光纤布拉格光栅触觉传感阵列进行力学有限元仿真的基础上,提出了将误差逆传播神经网络和径向基函数神经网络应用于仿真和实验的触觉信号解耦方法。对实验数据的神经网络解耦结果表明,相对于误差逆传播神经网络,径向基函数神经 网络具有更强的抗噪声能力,能够更好地逼近含有噪声的触觉多维非线性实验数据之间的映射关系。经径向基函数神经网络 解耦后,传感器阵列的空间分辨率为5 mm,对压力位置和大小感知的最小相对误差为 3.00% 和 4.82%。本文的研究成果对开展电子皮肤柔性触觉传感器的研究和推广具有一定的实用价值。

关键词:神经网络;光纤布拉格光栅;柔性;触觉;解耦

中图分类号: TN247 TH741 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.4035

Research on decoupling of fiber Bragg grating tactile signal based on neural network

Qian Muyun, Qi Yu, Wei Xinyuan

(College of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China)

Abstract: Aiming at the problem that the output signal of a flexible fiber Bragg grating tactile sensor applied to the electronic skin is the nonlinear and multi-dimensional coupling of the position and size information of the applied load, based on the mechanical finite element simulation of the fiber Bragg grating tactile sensing array, the decoupling methods are proposed, in which error back propagation (BP) neural network and radial basis function (RBF) neural network are applied to the haptic signals in simulation and experiment. The neural network decoupling results of experiment data show that compared with the error BP neural network, the RBF neural network has stronger anti-noise ability and can better approximate the mapping relationship between noisy tactile multi-dimensional nonlinear experiment data. After decoupling with the radial basis function neural network, the spatial resolution of the sensor array is 5 mm, and the minimum relative errors of the pressure position and size perception are 3.00% and 4.82%. The research results in this paper have certain practical value for the research and promotion of electronic skin flexible tactile sensors.

Keywords: neural network; fiber Bragg grating; flexible; tactile; decoupling

0 引 言

随着人工智能及物联网的迅速发展,柔性触觉传感 器作为可穿戴设备和电子皮肤感知外部环境信息的重要 手段之一,因其在智能医疗、健康监控和人机交互等领域 具有广阔的应用前景成为近年来研究热点^[1]。柔性触觉 传感原理通常基于对施加于传感元件上压力、温度的测 量,通过对目标物体的触觉感受、抓取,得到其形状、大 小、温度、材质以及是否滑动等信息^[2]。触觉传感器大多 采用阵列的形式,与数学模型结合对输出信号进行处理, 获取抓取物体的状态。按照工作原理大致可分为压电 式^[3]、压阻式^[4]、电容式^[5-6]及光波导式^[7-8]等。其中,基 于电学的触觉传感器虽然有着良好的精度和空间分辨 率,但大多数不能兼具柔韧性与灵活性,并且存在例如制 造成本、尺寸、抗干扰能力、多功能感知等应用问题。

收稿日期:2021-05-21 Received Date: 2021-05-21

^{*}基金项目:安徽省自然科学基金(1908085QF294)项目资助

光纤布拉格光栅(fiber Bragg grating, FBG)传感器除 了具有光波导式传感器的一般优点外,还具有相对柔软、 易于植入、适合节点型准分布式传感特别是抗电磁干扰 等特点[9-10],近年来作为柔性触觉传感元件已经成为研 究的新热点。罗马学者 Saccomandi 等^[11]提出了两种 FBG 触觉传感器模型应用于生物医学领域,一种将 3×3 构型的 FBG 传感器埋置于聚二甲基硅氧烷薄板后嵌入 塑料盒,另一种不使用任何聚合物层,直接将裸光栅固定 在相同的塑料盒中。研究结果表明这两种结构的传感器 都具有良好的力觉传感性能,力觉灵敏度分别为 0.1 nm/N 和 7 nm/N, 测量范围分别为 4 200 mN 和 250 mN。王彦等^[12]制备了一种可埋入仿生体中的 FBG 柔性传感器,该传感器的温度灵敏度在升温和降温过程中 分别为13.14 pm/℃和11.06 pm/℃,静态压力灵敏度在加 载和卸载过程中分别为 0.318 1 pm/g 和 0.345 3 pm/g。 Guo 等[13] 设计了一种可以感受沿着手指轴向力和周向力 三维力指尖传感器,该传感器可测量周向力和轴向力的最 小精度分别为 0.060 N 和 0.045 N。孙世政等^[14]提出了一 种具有良好线性度和响应速度的双层"十字型"分布式光 纤布拉格光栅柔性触滑觉传感阵列单元,其温度灵敏度为 13 pm/℃,压力灵敏度为7.289 nm/Mpa, x 轴正向和负向 剪切力灵敏度分别为 0.060 2 nm/N 和 0.063 6 nm/N。

现有的光纤布拉格光栅触觉传感研究主要集中在传 感器单元结构的设计和三维力的感知上,但在实际作业 过程中,电子皮肤的触觉传感信号是接触物体的大小、位 置、温度等多维信息的耦合。因此,需要将智能算法应用 于传感信号的多参数解耦,减小系统误差,实现电子皮肤 更高精度和多功能的智能感知。

目前,国内外对多维非线性柔性触觉传感器解耦的普 遍方法是使用某种数值算法(例如神经网络、同伦算法、模 糊逻辑等)建立传感器输出和载荷信息之间的数学模型, 降低耦合误差^[15-16]。其中,神经网络是一种具有高度非线 性超大规模并行信息融合系统,具有很强的容错性和鲁棒 性^[17-18],在高维非线性信号解耦方面有较多的应用。赵星 等^[19]提出了一种基于微气囊结构的柔性三维力传感器,并 采用误差逆传播(error back propagation, BP)神经网络进 行三维力解耦,在*x*,*y*和*z*轴方向的解耦平均相对误差分 别为0.95%、1.01%和1.09%。丁俊香等^[20]在同伦理论解 耦算法中引入时间函数,解决了高维、多参数柔性触觉阵 列传感器信息精确、实时解耦的难题。王菲露等^[21]利用优 化后的径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络逼 近受噪声干扰的触觉传感器阻值与形变之间的高维非线 性映射关系,获得了较好的解耦精度。

本文使用有限元仿真软件对一种可应用于穿戴设备 或电子皮肤的柔性 FBG 触觉传感阵列进行了力学分析, 得到了阵列中 FBG 传感器在封装材料表面不同压力位 置及大小下受到的应变。采用 BP 神经网络和 RBF 神经 网络对仿真和实验得到的 FBG 触觉阵列传感信号进行 了解耦,并对比了解耦效果。

1 理论分析

1.1 光纤布拉格光栅触觉传感原理

光纤布拉格光栅是通过一定方法使光纤纤芯折射率 发生轴向周期性调制而形成的衍射光栅。温度和压力这 两个物理量的变化都会改变 FBG 折射率及光栅常数,使 得其中心波长产生相应的漂移。当两者同时作用于 FBG 传感器时,其中心波长总漂移量可以表示为:

$$\frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B} = (\alpha + \xi)\Delta T + \left[-\frac{1-2\mu}{E} + \frac{n_{eff}^2}{2E} (1-2\mu)(2P_{12} + P_{11}) \right]\Delta P$$
(1)

式中: α 为光纤材料的热膨胀系数(对于掺锗石英光纤, $\alpha = 5.5 \times 10^{-7}$); ξ 为热光系数(硅纤中 $\xi = 6.67 \times 10^{-6}$); n_{eff} 为有效折射率; ΔT 为温度变化量; E 为杨氏模量; μ 为 泊松比; $P_{1j}(j = 1, 2)$ 为 Pockel 系数; ΔP 为压力变化量。

FBG 传感器的光栅部分脆弱易断且对压力敏感度较低(1.55 μm 时压力引起的波长漂移典型值仅为 3.13 pm/Mpa),本文使用弹性材料对FBG 传感器进行柔 性封装,以达到光栅保护和压力增敏的目的。

由弹性材料封装的 FBG 传感器结构与其对触觉的 传感原理如图 1 所示。接触物体从封装材料表面沿着 x轴正向从左向右移动如图 1 所示,例如物体分别在 位置 1、位置 2 和位置 3 时,FBG 传感器受到物体在封装 材料表面不同位置产生的不同应力作用,其反射的中心 波长 $\lambda_{\rm B1}$ 分别漂移至 $\lambda_{\rm B2}$ 和 $\lambda_{\rm B3}$ 。通过对 FBG 中心波长 漂移值的检测和处理,最终可得到施加于弹性材料表面 接触物体位置、大小等信息。





1.2 传感器结构设计与仿真分析

实际应用中,触觉传感器的下表面通常固定于硬性 结构上,利用有限元仿真过程中,认为其下表面固定不 动,施加固定约束。同时,FBG 传感器对径向应力敏感度 非常低,仿真时近似认为没有受到径向应变。

设置封装材料尺寸为60 mm×10 mm×5 mm,在封装 材料表面中心位置施加面积为 36 mm²(6 mm×6 mm).大 小为 F₂=5 N 的压力,如图 2(a) 所示。求解后得到封装 材料 x 轴位移云图, 取 $y_1 = 0 \text{ mm}$ 和 $y_2 = 5 \text{ mm}$ 的切面, 仿 真结果如图 2(b) 所示。



Fig. 2 Simulation results of packaging material when $F_{z} = 5$ N

从图 2(b)中可以看出,在封装材料表面中间位置施 加垂直均匀压力,材料内部受力点两边的受到挤压,产生 不同方向的 x 轴位移。忽略封装材料和 FBG 传感器之 间的滑脱问题,封装材料内部的 x 轴位移导致相应位置 FBG 传感器的中心波长漂移。同时,将传感器埋置于封 装材料中心轴线上可以得到对压力的最高灵敏度。

根据上述仿真结果,将两根长度均为6 mm 的 FBG, 和 FBG, 传感器水平错位 3 mm(1/2 光栅长度) 埋置于封 装材料中心轴线上构成触觉传感单元,与相同结构的传 感单元(由 FBG, 和 FBG₄ 构成)相隔 15 mm 组成传感阵 列,其截面示意如图3所示。





当大小为 F_=5 N,底面积为 36 mm²(6 mm×6 mm) 的均匀压力沿着 x 轴正方向在封装材料表面以 1 mm 为 间隔移动时,传感阵列中4根FBG传感器在不同压力位

置下的应变大小如图 4 所示。图 4 表明,当均匀压力位 于封装材料表面不同位置时,埋置于封装材料中的4根 FBG 传感器产生不同大小的应变,导致其中心波长发生 不同方向和不同大小的漂移。



图 4 FBG₁-FBG₄ 受到的应变与压力位置响应曲线 The response curves of strains of FBG₁-FBG₄ vs. Fig. 4 pressure positions

图 4 同时表明,在相同大小的压力下,单一传感器不 能分辨以光栅中心为原点任意两个对称于z轴的压力位 置,造成不确定性系统误差。将两根 FBG 传感器平行错 位埋置如图4所示构成传感单元,结合传感器输出信号 的解耦方法,可以有效减小误差。

基于触觉传感信号的神经网络构建 2

FBG 传感器对应力和温度交叉敏感,在解耦触觉信 号前,需要先处理热觉信号。本文研究的 FBG 触觉传感 阵列输出为封装材料表面是否存在压力以及压力位置和 大小等信号的耦合,由于其高度的非线性,用一般的信号 处理方法较为困难。神经网络具有非线性并行信息处理 能力,可看作是一种多输入信号的融合系统。本文引用 BP 神经网络和 RBF 神经网络建立载荷信息与传感阵列 中FBG 中心波长漂移之间的非线性映射关系,实现对 FBG 触觉传感信号的有效解耦。

2.1 热觉信号的处理

当物体与触觉传感器表面接触时,传感器的输出信 号是力觉和热觉的耦合。采用 FBG 传感器作为传感元 时,它同时对温度和应变敏感。因此解耦力觉信号前,需 要在耦合信号中滤除温度导致的 FBG 中心波长漂移,即 对 FBG 触觉传感器进行温度补偿。一般情况下,力觉信 号响应和衰减较快(频率较高),热觉信号响应和衰减较 慢(频率较低)。通过对耦合信号的鉴别和处理,可以实 现信号的分离。

针对 FBG 传感器温度补偿问题,目前大多数解决方 案有不受力光栅温度补偿法、双光栅叠加法等^[20]。对比 这两种方法,双光栅叠加法往往因为两根光栅灵敏度系

数过于接近,导致计算值误差过大。不受力光栅温度补偿法简单、方案可靠。因此,可以在应变传感器相同温度环境中布置另一根只对温度敏感的管式封装 FBG 温度传感器,解决应变与温度交叉敏感问题。本文前期的研究成果在文献[22]中表明,将 FBG 压力传感器和 FBG 温度传感器封装在同一传感单元中,利用 BP 神经网络对 FBG 触觉传感信号进行处理,可以减小接触物体和环境温度对应变传感器的影响。

2.2 神经网络模型

在人工神经网络的实际应用中,BP 神经网络应用最 为广泛,神经元模型如图 5(a) 所示。图 5(a) 中, p_1 , p_2 , …, p_R 分别为神经元 1、2,…,R 的输入; $W_{1,1}$ 、 $W_{1,2}$,…, $W_{1,R}$ 则分别表示神经元 1、2,…,R 的权值;b 为阈值;f 为 传递函数;a 为神经元的输出。



Fig. 5 The general models of two neurons

使用 BP 神经网络建立输入与输出之间数学模型 时,需要对输入输出参数、训练样本集、隐层结构、传输函 数等参数进行设计。其中,在隐层结构设计时,若节点数 过少,学习容量有限,不足以存储训练样本中蕴含的所有 规律。若节点过多,不仅会增加网络训练时间,还会存储 样本中如干扰和噪声等非规律性内容,降低其泛化能力。 根据前人经验,隐层节点个数可以按照公式(2)设计:

 $n = \sqrt{n_i + n_0} + a$ (2) 式中:*n* 为隐层节点数;*n_i* 为输入节点数;*n₀* 为输出节点数;*a* 为 1~10 之间的常数。

RBF 神经网络是一种局部逼近网络,对于每个训练 样本,它只需对少量的权值和阈值进行修正,因此训练速 度较快。其神经元模型如图 5(b)所示。RBF 神经网络 的隐层为径向基层,将输入空间到隐层空间之间进行非 线性变换,输出层为线性层。与 BP 神经网络相似,RBF 网络的学习仍然是各网络层权值和阈值的修正过程。

2.3 FBG 触觉传感的 BP 神经网络设计

本文以图 3 所示的 FBG 触觉传感阵列结构为基础 构建神经网络模型。对热觉信号进行处理后,当物体与 传感阵列接触时,FBG 传感器受到应变导致其输出的中 心波长发生漂移。因此,FBG 触觉信号的解耦本质是通 过传感阵列中各 FBG 传感器中心波长漂移量解耦出封 装材料表面是否存在接触物体、接触位置、压力大小等 信息。

基于 FBG 传感器阵列结构构建 3 层 BP 神经网络。 网络第1 层是输入层,输入信号是阵列中各 FBG 传感器 的中心波长漂移量,其值的大小通过有限元仿真在封装 材料表面施加位置间隔为1 mm,大小为0.5~5 N,间隔 为0.5 N 的压力产生;网络第2 层是隐层,节点个数不固 定,通常主要依赖设计人员的经验或反复地尝试;网络 第3 层是输出层,输出信号是载荷的信息。

基于 FBG 传感器的触觉信号 BP 神经网络解耦过程 主要有以下 3 个步骤。

1)构建训练样本集和测试样本集。构建训练样本 集时,在封装材料表面施加不同位置和大小的压力,通过 仿真、计算获得阵列中 FBG 传感器的中心波长漂移量, 形成一系列样本对。选取仿真数据中奇数样本对作为训 练集,偶数样本对作为测试集。本文中每个样本对的输 入信号是4根 FBG 应变传感器的中心波长漂移量,输出 信号是施加力的位置和大小。

2) 构建合适的 BP 神经网络。

BP 神经网络采用对数 S 形函数和双曲线正切 S 形 函数,其输出数值分别在(0,1)和(-1,1)之间。为了避 免节点不至于迅速进入饱和状态而无法继续学习,输入 输出应该是归一化的数值,需要对样本数据进行归一化 处理。对于 FBG 应变传感器的中心波长漂移数据归一 化采用如下公式:

$$\overline{X}_{im} = \frac{X_{im} - X_{imin}}{X_{imax} - X_{imin}}$$
(3)

式中:X_{im} 为第 m 个样本第 i 个传感器的神经网络输入的标定值;X_{imax} 和 X_{imin} 为第 i 个传感器的神经网络输入的最大值和最小值。

对于压力位置和大小数据采用如下归一化公式:

$$\overline{F}_{m} = \frac{0.9(F_{m} - F_{\min})}{F_{\max} - F_{\min}} + 0.05$$
(4)

式中: F_m 为第 m 个样本的神经网络输入的标定值; F_{max} 和 F_{min} 为压力位置和大小标定的最大值和最小值。

3) 验证解耦性能。利用标准 BP 算法对训练数据对 网络进行训练,隐层的传递函数选择双曲正切 S 形函数 tansig(),传输层的传递函数选择线形函数 purelin(),性 能函数选择均方误差 mse()。

在选择神经网络隐层节点个数时,可以根据式(2)

计算,也可以依据设计者的经验和反复试验来确定。分别构建不同隐层节点个数的 BP 网络来验证其解耦性能。设置隐层节点的数分别为 3~6,均方误差设置为 10⁻³时,标准 BP 神经网络训练不能达到目标。可见,使用标准 BP 算法存在不能训练时,网络权值的调整陷于停顿且容易陷入局部最小值等缺点。因此,需要采用改进的 BP 算法进行信息融合,例如较常用的弹性 BP 算法、拟牛顿算法和 LM (levenberg-marquardt)算法。

上述改进的 BP 神经网络在对同样需要对隐层节点数进行优化。训练结果表明,当隐层节点数为1或2时, 所有的训练函数都不能达到训练目标。当隐层节点数 为3~6时,得到的结论如表1和表2所示。

表1 不同训练函数的耦合性能比较(压力位置)

 Table 1
 Coupling performance comparison of different training functions (pressure position)

训练	隐层节点数			
函数	3	4	5	6
trainrp	0.004 4	0.013 3	0.019 8	0.021 2
trainoss	0.025 4	0.0107	0.017 0	0.0257
trainlm	0.001 8	0.015 4	0.026 5	0.029 1

表 2 不同训练函数的耦合性能比较 (压力值)

 Table 2
 Coupling performance comparison of different

training functions	(pressure value)
--------------------	------------------

训练	隐层节点数			
函数	3	4	5	6
trainrp	0.001 2	0.007 3	0.012 4	0.014 9
trainoss	0.025 4	0.003 5	0.014 8	0.020 3
trainlm	0.000 3	0.007 5	0.0217	0.028 9

分析表 1 和表 2 中的数据可以得到,对于压力位置 和大小的解耦,弹性 BP 算法(训练函数为 trainrp)的隐 层节点数为 3 时有最小均方误差 0.004 4 和 0.001 2;拟 牛顿算法(训练函数为 trainoss)在隐层节点数为 4 的时 候有最小均方误差 0.010 7 和 0.003 5;LM 算法(训练函 数为 trainlm)在隐层节点数为 3 的时候有最小均方误差 0.001 8 和 0.000 3。

BP 神经网络结构简单,在理论上能以任意精度逼近 任何非线性函数。但在实际应用时,BP 神经网络使用的 激励函数具有全局特性,训练时间较长。同时,由于 BP 算法的固有特性,很难得到最优网络,且网络容易陷入局 部最小。相对于 BP 神经网络,RBF 神经网络不仅具有 良好的泛化能力,学习速度可以远远高于 BP 算法,并且 其收敛性也易于保证,网络可以得到最优解。

2.4 FBG 触觉传感的 RBF 神经网络设计

与训练 BP 神经网络相同,选取仿真数据中的压力 位置和大小为奇数样本对作为 RBF 神经网络的训练集, 偶数样本对作为测试集,每个样本对的输入信号是4根 FBC 应变传感器的中心波长漂移量,输出信号是施加力 的位置和大小。

在构建 RBF 神经网络过程中,扩展幅度(spread)的 设置十分重要,如果设置不当,会出现"欠拟合"或"过拟 合"的现象。因此,选择不同的扩展幅度验证其对解耦结 果的影响。当扩展幅度分别为 0.2~1.0,获得的压力位 置和大小解耦结果如表 3 所示。

表 3	不同扩展幅度下压力位置和大小的相对解耦误差
Table 3	Relative decoupling errors of position and value

of pressure under different spreads

卡田哈田	平均相对解耦误差		
1) 於帕皮 一	$\delta x/\%$	$\delta F_z / \%$	
0.2	10. 64	73.46	
0.4	6. 24	48.35	
0.6	4.15	2.64	
0.7	4.28	2. 83	
0.8	4.35	2.97	
0.9	5.06	3.72	
1.0	5.84	3. 89	

从表 3 中可以看出,在扩展幅度为 0.2~0.6 之间,随 着扩展幅度的增大,解耦误差呈明显下降趋势。当扩展 幅度为 0.6 时,得到了压力位置和大小的最佳平均相对 解耦误差,分别为 δx = 4.15%,δF₂ = 2.64%,随后解耦误 差随扩展幅度增大而增大。由此可见,RBF 神经网络模 型具有较好的非线性逼近能力,能够应用于 FBG 触觉传 感器压力位置和大小信号解耦。

3 触觉实验结果解耦分析与讨论

由于通过不受力光栅温度补偿法结合 BP 神经网络数据处理,可以从触觉信号中解耦出热觉信号,因此本文进行触觉实验时,忽略温度对触觉信号的影响。

触觉实验系统原理如图 6 所示,宽带光源发出的光 经隔离器、耦合器传输至 FBG 传感器,反射光信息经耦 合器送至解调仪并显示在计算机上。通过采集 FBG 柔性 传感阵列封装材料表面上多个离散点的输出信号,检测触 觉传感器与物体之间的接触信息。实验所用 FBG 解调仪 有 4 个通道,解调波长范围为 1 525 nm~1 565 nm,分辨率 和精度分别为 1 pm 和 3 pm。实验选择构成触觉传感阵列



Fig. 6 Principle diagram of tactile experiment system

实验中,以底面积为 36 mm³(6 mm×6 mm)的铜块为 接触物体,在封装材料表面以 5 mm 为间隔顺着 x 轴正方 向在封装材料表面不同位置施加大小分别为 F_{z1} = 0.11 N, F_{z2} = 0.32 N和 F_{z3} = 0.58 N的压力。由于传感 阵列中 FBG₁、FBG₂和 FBG₃、FBG₄构成的两个传感单元 结构相同,因此,检测物体接触识别的准确率时,仅读取 第一个传感单元即 FBG₁和 FBG₂两根传感器的中心波 长漂移。

触觉传感单元对目标物体接触识别的准确率如图 7 所示。从图 7 中可以看出,物体位于封装材料表面距 FBG 中心点正上方 1.5 cm 范围之内,阵列单元两根 FBG 传感器对封装材料表面是否存在压力的区分准确率可以 达到 100%。



Fig. 7 Accuracy of target object contact recognition

实验与仿真相同,以图 5 所示的传感器结构为基础构 建 BP 神经网络模型。输入层的输入信号是传感阵列中 4 根 FBG 的中心波长漂移量;隐层节点个数根据解耦误差 反复尝试;输出层的输出信号为是否施加压力、力的位置 和大小。实验分别测取 *F*₂₁、*F*₂₂ 和 *F*₂₃ 时封装材料表面不 同压力位置的 3 组重复性实验数据,并将前两组用于网络 训练,第 3 组用于训练效果验证,并求出解耦误差。

当网络隐层节点分别为 5~15 时, 隐节点个数与 BP 网络训练性能之间关系如图 8 所示。在隐节点为 9 的时候网络有最小平均误差 0.006 94。



Fig. 8 Optimization of the number of hidden layer nodes

训练时发现,对是否施加压力的识别,BP 神经网络可以达到训练要求;但对压力大小和位置的识别,BP 神经网络及其改进网络很长时间内远远达不到精度要求。因此,使用 RBF 网络进行学习、训练。

选用 RBF 中最常用的泛化回归神经网络 (generalized regression neural networks, GRNN)对施加于 封装表面的压力位置进行神经网络训练。网络输入输出 与 BP 神经网络相同。经 GRNN 训练后,压力分别为 $F_{z1} = 0.11 \text{ N}, F_{z2} = 0.32 \text{ N} 和 F_{z3} = 0.58 \text{ N} 时以5 mm 为$ 间隔每个位置点的压力位置误差绝对值如图 9 所示。



图 9 压力位置识别的误差绝对值



分析图 9 结果可知,在不同大小的压力下,FBG 触觉 传感阵列对压力位置识别的最小误差绝对值为 E_{xmin} = 0.18 cm。

训练后, 压力分别为 $F_{z1} = 0.11$ N, $F_{z2} = 0.32$ N 和 $F_{z3} = 0.58$ N 时以 5 mm 为间隔每个位置点的压力大小误差绝对值如图 10 所示。分析图 10 结果可知, FBG 触觉 传感阵列对压力大小识别的最小误差绝对值为 $E_{zmin} = 0.028$ N。

上述结果表明,将两根 FBG 传感器轴向错位平行埋 置于封装材料中构成触觉传感单元,并对两个相同结构 传感单元组成的传感阵列输出信号进行神经网络解耦, 不仅可以有效解决单一 FBG 无法识别以光栅中心为原 点任何两个对称于垂直封装材料表面的位置问题,还可



图 10 压力大小识别的误差绝对值

Fig. 10 Absolute value of pressure value recognition error

以实现对光栅位置 1.5 cm 范围内是否存在压力和压力 位置、大小等参数识别,且压力越大,误差越小。

4 结 论

根据电子皮肤应用场合对柔弹性、小体积、多参数传 感器的需求,在分析 FBG 触觉传感理论的基础上,基于 有限元力学仿真,提出了一种将两根 FBG 传感器轴向错 位平行埋置于封装材料的触觉传感单元结构。同时,将 BP 神经网络和 RBF 神经网络应用于传感阵列的仿真与 实验触觉信号解耦,得到施加于柔性封装材料表面是否 存在压力和压力位置、大小等信息。仿真和实验结果表 明,这种 FBG 传感器结构可以有减小传感器的系统误 差,同时,解耦结果表明,通过神经网络对阵列中 FBG 传 感器中心波长漂移的解耦,可以实现载荷信息在封装材 料表面的光栅位置正上方 1.5 cm 范围内的识别,且传感 阵列对压力的位置和大小感知的最小绝对误差为 3.00% 和 4.82%。本文的研究结果为柔性电子皮肤的应用提供 了一种有效的技术手段。

在本文触觉传感及信号解耦研究中,忽略了一些例 如封装材料与 FBC 传感器之间不是理想的粘结状态、实 验所用 FBC 传感器长度不严格相等且在封装材料中的 埋置位置有一定的偏差、环境及物体温度对触觉传感影 响等因素,这些也是产生误差的主要原因。

更进一步,选择光栅长度更短的 FBG 传感器并优化 传感单元及阵列结构、改进压力加载的标定实验装置,减 小压力加载的最小位移等方法可以提高传感阵列的空间 分辨率以应用于更多场合。同时,使用更先进的智能算 法对触觉信号解耦;建立可以精确描述载荷信息和传感 阵列输出的数学模型,减小触觉传感器的系统误差等是 未来研究工作的重点内容。

参考文献

[1] QIU Z G, WAN Y B, ZHOU W H, et al. Ionic skin with biomimetic dielectric layer templated from calathea

zebrine leaf[J]. Advanced Functional Materials, 2018, 28(37): 1802343(1-9).

- [2] FENG J H, JIANG Q. Slip and roughness detection of robotic fingertip based on FBG [J]. Sensors and Actuators A Physical, 2019, 287(5):143-149.
- [3] 辛毅,徐洋,朱剑锋,等. 基于 PVDF 压电薄膜的仿 生触觉检测系统研究[J]. 压电与声光, 2019, 41(3):405-409.
 XIN Y, XU Y, ZHU J F, et al. Study on bionic tactile detection system based on PVDF piezoelectric thin film[J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2019, 41(3): 405-409.
- [4] 许玉杰,孙英,尹泽楠. 压阻式触觉传感器对法向力 和剪切力的检测[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(3):110-114.
 XUYJ, SUNY, YINZN. Detection of normal and shear force with piezoresistive tactile sensor [J].

Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(3):110-114.

- [5] 易艺,宋爱国,李会军,等. 电容式触觉传感器微电容检测电路设计[J]. 仪表技术与传感器,2020,448(5):10-14.
 YI Y, SONG AI G, LI H J, et al. Design of micro capacitance detection circuit for capacitive tactile sensor[J]. Instrument Technique and Sensor, 2020,448(5):10-14.
- [6] ZHU P, WANG Y, WANG Y, et al. Flexible 3D architectured piezo/thermoelectric bimodal tactile sensor array for E-skin application [J]. Advanced Energy Materials, 2020, 10(39): 2001945(1-8).
- [7] 任乃奎,余有龙,李玉杰,等. 基于光纤光栅的摩擦 因数测量[J]. 中国激光, 2019, 46(12):228-232.
 REN N K, YU Y L, LI Y J, et al. Measurement of coefficient of friction based on fiber Bragg grating[J].
 Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(12):228-232.
- [8] 钱牧云,余有龙,李慧,等. 基于光纤光栅的机械手 指触滑觉传感研究[J]. 仪器仪表学报,2016, 37(4):730-736.
 QIAN M Y, YU Y L, LI H, et al. Research on tactile and sliding sensing of mechanical finger based on the fiber Bragg grating [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4):730-736.
- [9] LI R Y, TAN Y G, CHEN Y Y, et al. Investigation of sensitivity enhancing and temperature compensation for fiber Bragg grating (FBG)-based strain sensor [J]. Optical Fiber Technology, 2019, 48:199-206.
- [10] 李凯,辛璟焘,娄小平,等. 基于 US-FBG 阵列的高 空间分辨率温度场测量[J]. 电子测量与仪器学报,

2018, 32(3):157-162.

LI K, XIN J T, LOU X P, et al. High spatial resolution temperature field measurement based on US-FBG array[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(3):157-162.

- [11] SACCOMANDI P, CAPONERO M A, POLIMADEI A, et al. An MR-compatible force sensor based on FBG technology for biomedical application [J]. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2014:5731-5734.
- [12] 王彦,秦楠,刘吉虹,等.基于光纤光栅的温度与压力柔性传感性能测试[J].仪器仪表学报,2019,40(3):93-98.

WANG Y, QIN N, LIU J H, et al. Performance test of temperature and pressure flexible sensor based on optical fiber Bragg grating [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3):93-98.

- [13] GUO Y X, KONG J Y, LIU H H, et al. A three-axis force fingertip sensor based on fiber Bragg grating [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2016, 249:141-148.
- [14] 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):42-48.

SUN SH ZH, LONG Y H, LI J, et al. Research on flexible tactile and sliding composite sensing based on fiber Bragg grating [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2):42-48.

 [15] 刘畅,张小栋,李瀚哲,等. 基于触滑觉感知的智能 假肢抓握控制方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2016(12):85-88.
 LIU CH, ZHANG X D, LI H ZH, et al. Research on the

control method of intelligent prosthetic grips based on touch-slip sensing [J]. Computer Measurement & Control, 2016(12):85-88.

[16] 胡广宇,潘宏青,许玉云,等. 一种三维柔性力传感 单元的设计与实验[J]. 传感技术学报, 2018, 31(4):15-20.
HUGY, PANHQ, XUYY, et al. Design and

experiment of a three-dimensional flexible force sensing unit [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(4):15-20.

[17] 惠文珊,李会军,陈萌,等. 基于 CNN-LSTM 的机器
 人触觉识别与自适应抓取控制[J]. 仪器仪表学报,
 2019,40(1):211-218.

HUI W SH, LI H J, CHEN M, et al. Robotic tactile recognition and adaptive grasping control based on CNN-LSTM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1):211-218.

[18] 魏楚亮, 陈儒林, 高谦, 等. 基于高层次融合的卷积

神经网络 FPGA 硬件加速[J]. 光学 精密工程, 2020, 28(5):1212-1219.

WEI CH L, CHEN R L, GAO Q, et al. FPGA-based hardware acceleration for CNNs developed using highlevel synthesis [J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 28(5):1212-1219.

[19] 赵星,潘宏青,双丰.一种基于微气囊结构的柔性三
 维力传感器的设计[J].仪表技术,2018,(9):
 46-50.

ZHAO X, PAN H Q, SHUANG F. Design of a flexible three-dimensional force sensor based on the subminiature air chamber structure [J]. Instrumentation Technology, 2018, (9):46-50.

- [20] 丁俊香, 葛运建, 李珊红, 等. 进化算法与基于同伦理论算法在多维触觉阵列传感器解耦应用中的对比[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(3):375-381.
 DING J X, GE Y J, LI SH H, et al. Comparison of application between evolutionary algorithm and algorithm based on homotopy theory for multidimensional tactile array sensor decoupling [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(3):375-381.
- [21] 王菲露, 宋杨. RBF 神经网络在柔性触觉传感器解耦中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(10): 20-25.

WANG F L, SONG Y. Application of RBF neural network in decoupling research of flexible tactile sensor[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(10):20-25.

[22] 钱牧云,余有龙. 基于逆传播神经网络的光纤布拉格 光栅触觉传感[J]. 中国激光, 2017, 44(8):223-229.
QIAN M Y, YU Y L. Tactile sensing of fiber Bragg grating based on back propagation neural network [J].
Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(8):223-229.

作者简介



钱牧云(通信作者),2007 年于安徽工 业大学获得学士学位,2010 年于安徽工业大 学获得硕士学位,2018 年于合肥工业大学获 得博士学位,现为安徽工业大学讲师,主要 研究方向为光纤光栅传感技术、机器人触滑 觉传感技术等。

E-mail:nemo_my@163.com

Qian Muyun (Corresponding author) received her B. Sc. degree in 2007 and M. Sc. degree in 2010 both from Anhui University of Technology, received her Ph. D. degree in 2018 from Hefei University of Technology. Now, she is a lecturer in Anhui University of Technology. Her main research interest includes fiber Bragg grating sensing technology, robot tactile and sliding sensing technology.