

## 基于神经网络的小型谐波柔轮结构参数优化

邵未龙 李鹭扬 叶雯莉 王奇山

(扬州大学 机械工程学院, 扬州 225100)

**摘要:**【目的】目前关于小型谐波减速器参数合理化设置的研究较少, 为了改善小型谐波柔轮的受力状态与传动性能, 提出一种基于神经网络的参数优化方法。【方法】首先, 建立了柔轮仿真模型并采用局部敏感度分析法筛选优化参数; 然后, 使用遗传算法优化了人工神经网络, 建立了优化参数与柔轮应力和刚度之间的映射模型; 最后, 通过模型分析, 得到了优化参数的全局敏感度, 并揭示了优化参数与柔轮应力和刚度之间的关系。【结果】计算结果表明, 基于神经网络全局敏感度分析的柔轮结构参数优化, 可有效改善柔轮的应力集中现象, 提高柔轮的刚度, 增强谐波减速器的传动性能。

**关键词:** 人工神经网络; 全局敏感度; 小型谐波减速器; 参数优化

**中图分类号:** TH132.43 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.2025.09.006

## 0 引言

随着工业技术的发展, 谐波减速器<sup>[1]</sup>已被广泛应用于工业机器人中。特别是随着人形机器人的发展, 对机器人手部控制的需求越来越高, 小型谐波减速器的研发也越来越迫切。谐波减速器尺寸的减小必然导致柔轮应力的激增。这种情况下, 传统谐波减速器上的经验参数将不再适用。因此, 对小型谐波减速器柔轮进行结构参数优化十分必要。

目前, 学者主要通过有限元分析法<sup>[2-3]</sup>对柔轮参数进行设计与优化。张雷等<sup>[4]641-642</sup>通过参数化建模<sup>[5]</sup>, 基于响应面和中心复合设计(Central Composite Design, CCD)采样方法, 研究了柔轮结构参数对柔轮应力与刚度的影响。陈仕杰等<sup>[6]</sup>通过敏感性分析筛选关键参数, 完成响应面优化分析, 延长了柔轮的使用寿命。孙志国<sup>[7]</sup>以整体传动效率与体积为优化目标, 采用遗传算法优化了柔轮的结构参数。高海波等<sup>[8-9]</sup>通过接触分析, 探究了筒长、齿圈壁厚、筒体壁厚等因素对应力的影响趋势。

目前, 对谐波减速器柔轮结构参数的研究多采用响应面分析法<sup>[10-11]</sup>, 通过多项式拟合的方法最终实现参数的回归性分析。但响应面分析法在面对高度非线性、多参数问题时存在拟合效果较差、难以捕捉到所有的影响因子、模型的可靠性与准确性下降的窘境。为了解决这个问题, 本文提出一种基于神经网络的参数优化方法。首先, 对柔轮结构参数进

行局部敏感度筛选, 排除了对柔轮应力与刚度影响较小的参数, 在减少样本数量的同时提高了模型的可靠性; 其次, 使用经遗传算法<sup>[12]</sup>优化后的神经网络<sup>[13]842-844</sup>建立了优化参数与柔轮应力及刚度之间的映射模型, 并通过决定系数 $R^2$ 和均方根误差 $E_{\text{RMSE}}$ 对神经网络的映射效果进行评估; 最终, 在神经网络映射模型<sup>[14]136-140</sup>的基础上计算了参数的全局敏感度<sup>[15]133154</sup>, 并以此为依据, 指导柔轮结构参数的优化。

## 1 参数筛选

## 1.1 参数化建模

柔轮与波发生器均采用参数化建模, 以实现SolidWorks软件与Ansys软件间的联合仿真。本文将杯状柔轮视为研究对象, 柔轮的结构如图1所示。柔轮参数名称及其含义如表1所示。

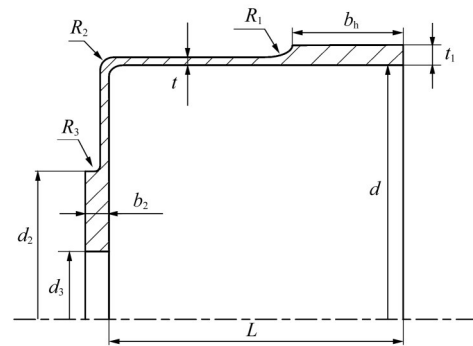


图1 柔轮结构简图

Fig. 1 Schematic diagram of the flexspline structure

收稿日期: 2024-05-19

作者简介: 邵未龙,男,2000年生,江苏无锡人,硕士研究生; 主要研究方向为精密减速器; 2518362352@qq.com。

李鹭扬(通信作者),男,1971年生,台湾台北人,博士,副教授; 主要研究方向为工业机器人; meliluyang@126.com。

引用格式: 邵未龙,李鹭扬,叶雯莉,等. 基于神经网络的小型谐波柔轮结构参数优化[J]. 机械传动,2025,49(9):47-54.

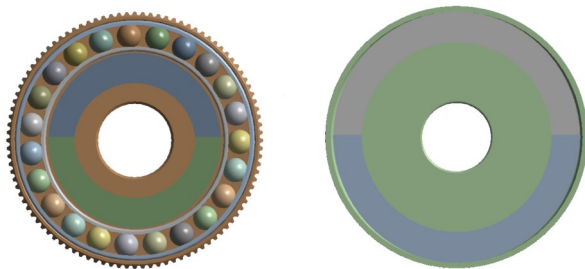
SHAO Weilong, LI Luyang, YE Wenli, et al. Structural parameter optimization of micro harmonic flexspline based on neural network[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2025, 49(9): 47-54.

表1 柔轮参数名称及其含义

Tab. 1 Flexspline parameter names and their meanings

名称	参数	名称	参数
柔轮内径	$d$	凸台倒角	$R_3$
轮齿宽度	$b_h$	凸台厚度	$b_2$
齿根倒角	$R_1$	凸台直径	$d_2$
柔轮壁厚	$t$	内孔直径	$d_3$
杯底倒角	$R_2$	柔轮筒长	$L$
变形量	$\omega_0$	当量齿厚	$t_1$

为了缩短有限元的计算时间,对减速器模型做以下处理:①将柔性轴承简化,并适当增大波发生器尺寸,使其代替柔性轴承与柔轮内壁相接触;②将柔轮的齿形简化为当量齿圈,当量齿圈的厚度 $t_1 = \sqrt[3]{1.67 t^{41640-641}}$ 。简化前、后的减速器仿真模型对比如图2所示。



(a) 简化前仿真计算模型 (b) 简化后仿真计算模型

图2 减速器简化前、后模型对比

Fig. 2 Comparison of reducer models before and after simplification

1.2 有限元求解

将有限元模型导入仿真软件后,对模型赋予材料属性,其材料参数如表2所示。

表2 减速器材料属性

Tab. 2 Material properties of the reducer

零件	材料	密度/(kg/m <sup>3</sup> )	弹性模量/GPa	泊松比
柔轮	30CrMnSiA	7 750	196	0.3
波发生器	45钢	7 810	200.1	0.277
刚轮	45钢	7 810	200.1	0.277

为了提高计算精度,在前处理阶段需要对柔轮进行区域的划分。首先,将柔轮沿波发生器的长短轴分成4个部分;随后,对柔轮的齿圈部分进行分割,以便后期进行齿圈部分局部网格的加密与转矩的加载;最后,使用组合功能将柔轮连接。网格划分后的模型如图3所示。

在仿真前对模型进行了一定的简化,使得原有的5个接触对减少为2个。由于弹性元件柔轮的存在,所以在计算时采用刚柔分析模式。定义波发生器外圈为刚性接触面,柔轮内壁为柔性接触面,设置摩擦因数为0.1,渗透容差为0.01,定义接触刚度为0.1;

刚度每次迭代采用罚函数计算,并打开大变形设置。

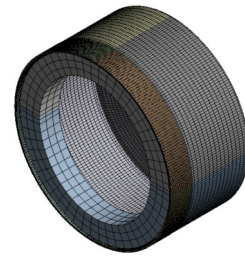


图3 模型网格划分

Fig. 3 Mesh generation of the model

模型的负载设置如图4所示,整个分析步骤可以分为2部分。首先是装配步,在固定柔轮凸台后,对分成上、下两部分的波发生器施加位移约束,模拟柔轮装配过程;其次是载荷步,通过对柔轮事先划分出的齿圈部分施加2 500 N·mm的转矩,模拟柔轮负载过程。

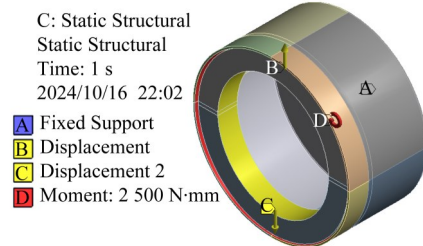
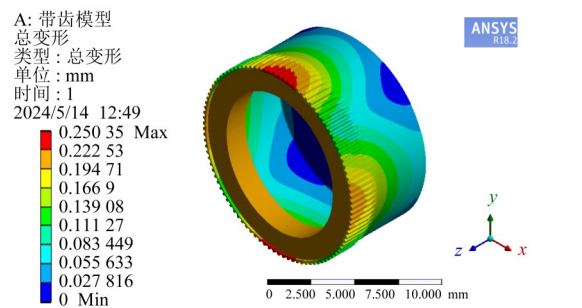


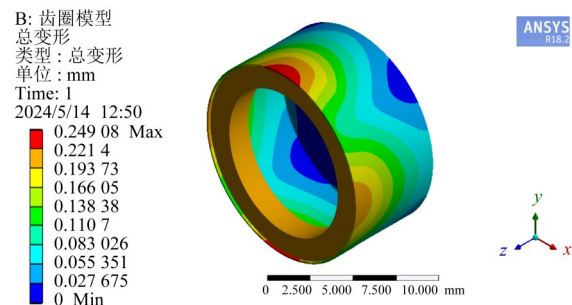
图4 模型的负载设置

Fig. 4 Load setting of the model

在对柔轮结构参数进行局部敏感度分析前,需要对柔轮齿圈部分的简化模型进行评估;在相同前处理条件下,研究模型简化前、后柔轮变形与应力的分布情况。两种模型位移与应力对比如图5所示。



(a) 带齿模型位移云图



(b) 齿圈模型位移云图

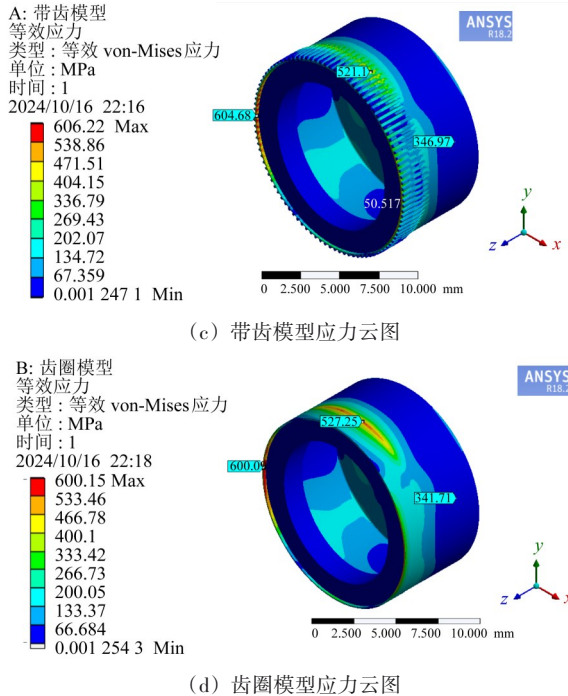


图5 两种模型应力与位移对比

Fig. 5 Comparison of the stress and displacement between two models

由图5(a)、图5(b)可知, 齿圈模型与带齿模型均在长短轴处有较大的位移, 这是波发生器胁迫柔轮变形的结果。由图5(c)、图5(d)可知, 两种模型均在内壁短轴部分处于最大有效应力状态, 这是波发生器胁迫柔轮变形造成较大周向位移的结果。另外, 在柔轮齿根与杯底处也存在不同程度的应力集中现象。其中, 齿根处的应力集中现象是由柔轮结构上的突变导致的; 而杯底处的应力集中现象则与负载有关。两种模型在位移与应力数值上的误差均较小, 验证了柔轮齿圈等效模型的准确性。考虑到柔轮的使用寿命与负载能力, 将内壁应力 $P_1$ 、齿根应力 $P_2$ 、杯底应力 $P_3$ 与柔轮刚度 $K$ 设为目标参数, 对柔轮结构参数进行优化。

### 1.3 局部敏感度筛选

柔轮结构参数较多, 难以一次性将其全部优化。为了减少试验样本, 也为了提高神经网络映射的可靠性, 需要对柔轮的结构参数进行一次敏感度筛选。柔轮结构参数对于目标函数的变化率称之为敏感度, 其数学表达式为

$$s = \Delta f = \left[ \frac{\partial f}{\partial d}, \frac{\partial f}{\partial \omega_0}, \dots, \frac{\partial f}{\partial b} \right] \quad (1)$$

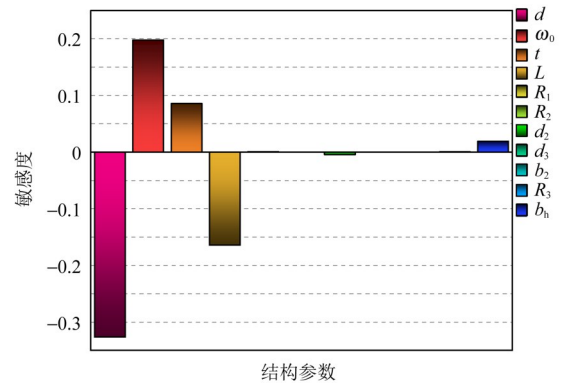
式中,  $s$ 为结构参数的局部敏感度;  $\Delta f$ 为函数斜率;  $f$ 为目标函数。在Workbench软件内设置参数上、下限, 即可实现参数的单因子变量分析, 其计算结果如表3所示; 并依此建立局部敏感度分析图, 如图6所示。由图6可知, 柔轮内径 $d$ 、变形量 $\omega_0$ 、柔轮壁厚 $t$

以及柔轮筒长 $L$ 对柔轮应力的影响均处于较高水平, 是应力优化的主要对象。除了上述参数外, 齿宽 $b_h$ 在齿根应力的改善上有显著效果, 而柔轮杯底的应力状态则与柔轮的连接方式有关。因此, 凸台直径 $d_2$ 在杯底敏感度分析上有较高数值。从刚度分析上看, 凸台直径 $d_2$ 对柔轮的刚度表现更是起到了决定性作用。因此, 凸台直径 $d_2$ 的优化对柔轮有着重大的意义。其余结构参数对柔轮应力与刚度的影响较小, 本文不再讨论。最终选择柔轮内径 $d$ 、变形量 $\omega_0$ 、柔轮壁厚 $t$ 、柔轮筒长 $L$ 、凸台直径 $d_2$ 和轮齿宽度 $b_h$ 作为本文的优化参数, 并对其进行耦合分析。

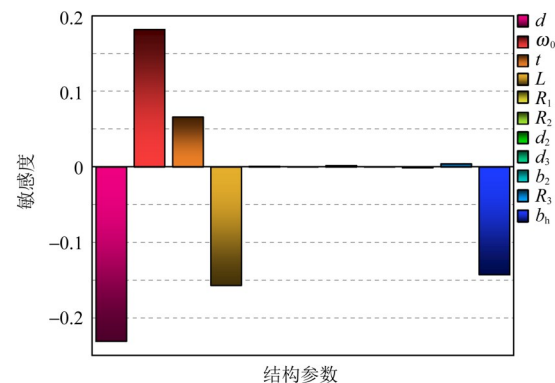
表3 柔轮参数局部敏感度大小

Tab. 3 Local sensitivity magnitude of flexspline parameters

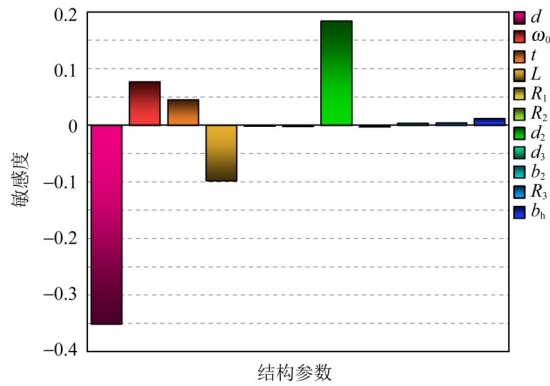
名称	参数	内壁敏感度	齿根敏感度	杯底敏感度	刚度敏感度
柔轮内径	$d$	-0.32	-0.231	-0.351	0.228
变形量	$\omega_0$	0.198	0.182	0.077	0.016 67
柔轮壁厚	$t$	0.096	0.066	0.045	0.296
柔轮筒长	$L$	-0.164	-0.157	-0.098	-0.143
齿根倒角	$R_1$	0.000 8	0.001	-0.001 5	0.000 16
杯底倒角	$R_2$	0.005	0.000 1	-0.001 8	0.004
凸台直径	$d_2$	-0.004	0.001 6	0.184	0.515
内孔直径	$d_3$	0.000 5	0.000 1	-0.002 8	0.000 3
凸台厚度	$b_2$	0.000 16	-0.001	0.003 7	-0.015 3
凸台倒角	$R_3$	0.000 7	0.004	0.004 1	0.007 2
轮齿宽度	$b_h$	0.019 3	-0.143	0.012	0.02



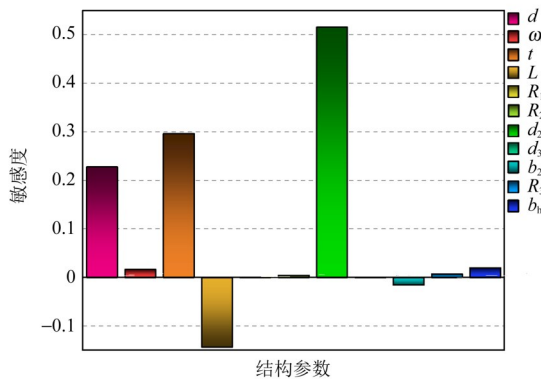
(a) 参数对内壁应力的局部敏感度



(b) 参数对齿根应力的局部敏感度



(c) 参数对杯底应力的局部敏感度



(d) 参数对柔轮刚度的局部敏感度

图6 柔轮参数的局部敏感度分析

Fig. 6 Local sensitivity analysis of the flexspline parameters

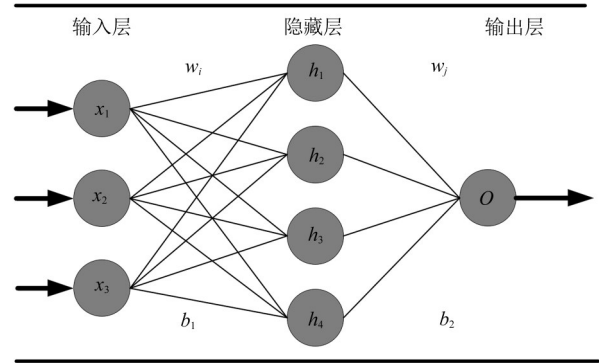
## 2 人工神经网络分析

### 2.1 算法原理

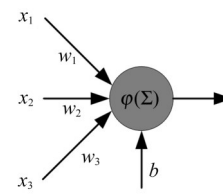
人工神经网络是一种模仿生物神经系统结构与功能的数学模型，通常用于非线性问题。人工神经网络的主要结构如图7(a)所示，主要由输入层、隐藏层和输出层组成。通常，每个神经层内含有多个神经元，而神经元与神经元之间则通过权重和阈值连接。输出层与输入层通常情况下只有1个，而隐藏层的数量往往不止1个。输入层的神经元个数由实例的特征数决定，而输出层的神经元个数主要由目标个数决定。对于单个神经元而言，输出与输入间的关系可以用图7(b)解释，其计算过程大致可以表示为

$$y = \varphi\left(\sum_{n=1}^i x_n w_n + b\right) \quad (2)$$

式中， $\varphi$ 为非线性激活函数，它的目的是提高神经网络的映射能力，使其能够学习与映射复杂函数。如果没有非线性激活函数，那么，输入与输出间将仅为简单的线性连接，其复杂程度有限，无法有效地完成复杂函数的映射。由于隐藏层的最佳层数与神经元个数往往是未知的，所以，在模型训练时往往要不断调整两者的参数，才能最终获得一个映射效果较好的模型。



(a) 神经网络结构图



(b) 单个神经元

图7 神经网络基本结构

Fig. 7 Basic structure of the neural network

### 2.2 遗传算法优化

传统人工神经网络算法存在全局寻优能力不足、容易陷入局部最小值的问题，且对初始权重的依赖很大。而神经网络内的初始权重又是随机赋值的，这就导致神经网络的映射效果存在较大的波动。因此，本文采用遗传算法对传统人工神经网络进行优化，以提高神经网络的适应性。遗传算法的优化主要是通过更新初始权重与阈值实现的。在全局范围内搜索最佳初始值，从而避免由于初始权重与阈值取值不当而引起的神经网络振荡与难以收敛的问题。

在遗传算法的求解过程中，适应度函数的选择直接影响着遗传算法的收敛速度、最优初始权重与阈值的求解。适应度函数主要是由损失函数来定义的，损失函数可以表示为

$$f_L = 1/\left[\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2\right] \quad (3)$$

式中， $n$ 为训练集个数； $y_i$ 为目标值； $y'_i$ 为预测值。通过均方差损失计算得到种群适应度，并以此为目标值，对初始权重与阈值进行迭代优化。改进后的神经网络的算法流程如图8所示。其具体步骤如下：

- 1) 根据实际情况确定神经网络结构并随机给出初始权重。
- 2) 优化初始种群，对种群中每个权重与阈值进行编码，并对其进行适应度计算。
- 3) 将种群中的个体随机搭配并按一定的概率进行交叉操作，对新种群个体按照设定的概率进行变异进化。
- 4) 计算新种群适应度，如果满足迭代条件，则将优化后的初始权重代回神经网络进行训练，否则

就继续重复选择、交叉、突变操作, 直至满足适应度要求。

5) 根据反向传播对神经网络内的权重与阈值进行更新, 直至达到误差预期或最大训练次数。

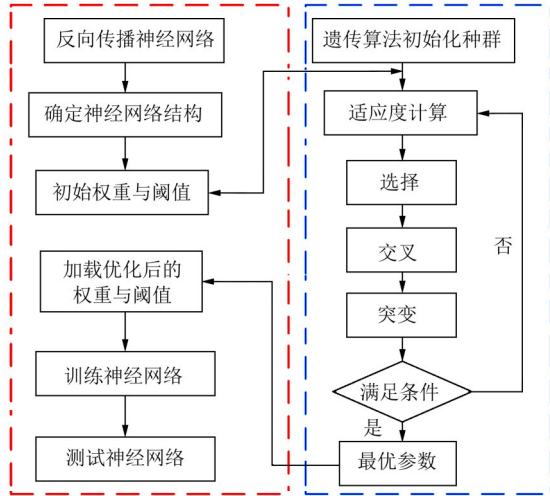


图8 遗传算法优化后的神经网络流程图

Fig. 8 Flow chart of the neural network optimized by the genetic algorithm

### 2.3 神经网络模型建立

对6个选定的结构参数进行数据集的建立, 并将仿真结果用于后续的机器学习, 从而预测不同参数条件下柔轮的应力与刚度。

在机器学习前, 需要对数据进行预处理, 包括数据打乱与归一化处理。数据打乱是为了提高神经网络的泛化能力, 避免陷入局部最优解; 归一化处理是将数据转化为(0, 1)区间, 这样不仅可以消除量纲对计算的影响, 而且可以保留数据的原始分布。归一化的计算过程可以表示为

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4)$$

式中,  $x'$  为归一化后数据;  $x$  为原始数据;  $x_{\min}$  为数据变化下限;  $x_{\max}$  为数据变化上限。对于训练得到的映射模型, 需要一个评价指标来衡量模型的性能。其中, 均方根误差  $E_{RMSE}$  和决定系数  $R^2$  被广泛用于模型精确度的评价。均方根误差  $E_{RMSE}$  越小, 模型误差越小, 预测越精准。决定系数  $R^2$  则反映了模型的拟合优度, 其值越接近1, 模型拟合越好, 预测更合理。其表达式分别为

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (6)$$

式中,  $\bar{y}_i$  为样本平均值。调试神经网络的超参数后, 确定最优神经网络结构, 并对神经网络进行训练。

表4所示为不同模型在测试数据上的均方根误差和决定系数。

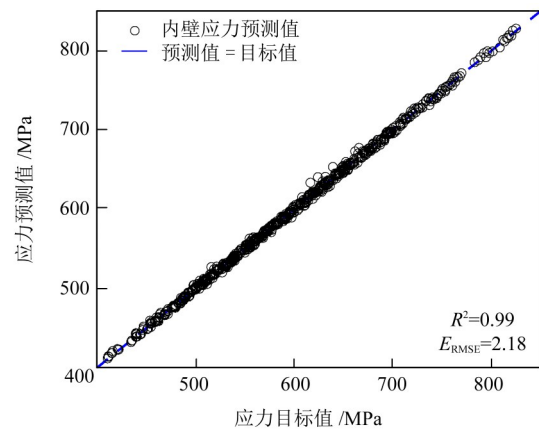
表4 不同模型在测试数据上的均方根误差和决定系数

Tab. 4  $E_{RMSE}$  and  $R^2$  of different models on test data

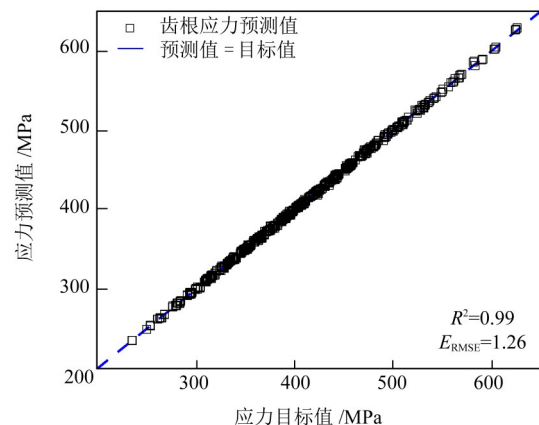
反向传播	内壁	齿根	杯底	刚度
$R^2$	0.965	0.98	0.93	0.975
$E_{RMSE}$	4.75	2.76	14.83	4.4
遗传算法-反向传播	内壁	齿根	杯底	刚度
$R^2$	0.99	0.99	0.965	0.99
$E_{RMSE}$	2.98	1.35	10.82	2.375

由表4可知, 优化后的神经网络不仅在处理杯底应力这种复杂力学模型时有着更好的适应性, 在其余应力与刚度模型上的误差也比传统神经网络小, 且在模型计算过程中没有产生过拟合现象。图9、图10所示分别为优化后的神经网络在训练集与测试集上的表现。

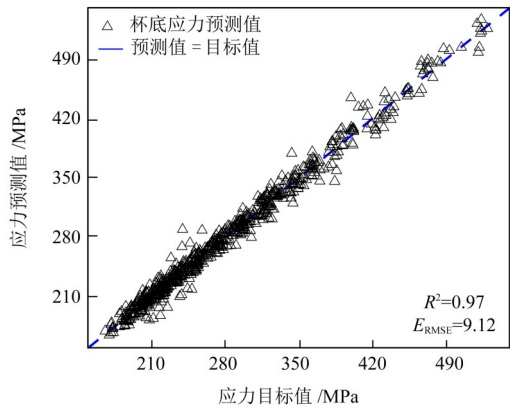
由图9、图10可知, 非线性激活函数的加入为回归模型的输入与输出间提供了非线性映射, 使得模型能够处理多参数、复杂特征的问题。运用遗传算法优化神经网络, 降低了初始权重与阈值对拟合效果的影响, 提高了神经网络的全局寻优能力, 使得模型在训练集与测试集上的表现均较为优异。



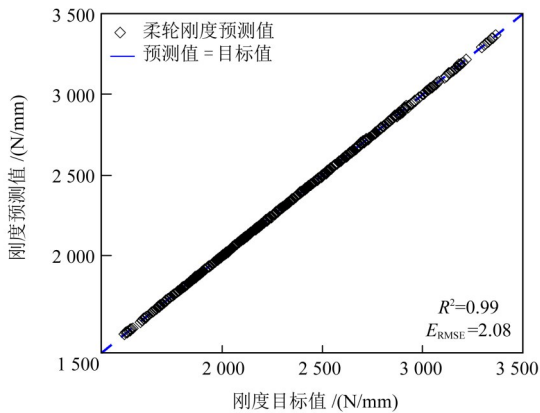
(a) 内壁应力拟合图



(b) 齿根应力拟合图



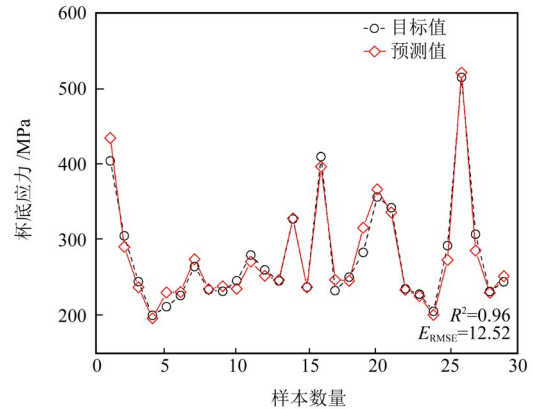
(c) 杯底应力拟合图



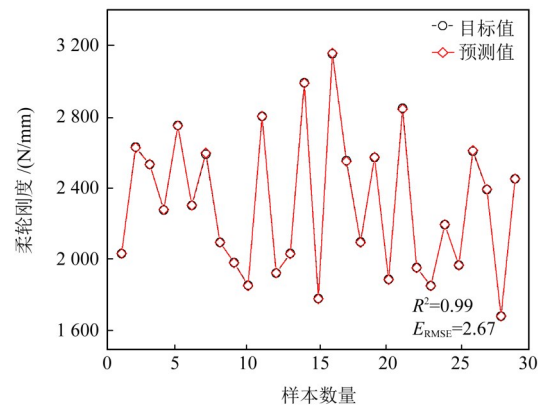
(d) 柔轮刚度拟合图

图9 神经网络训练数据集拟合效果

Fig. 9 Fitting effect of the neural network on the training dataset



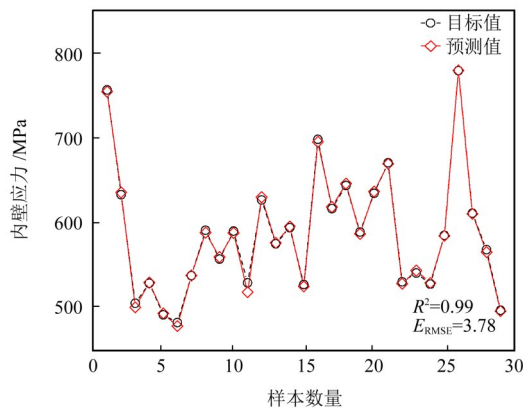
(c) 杯底应力预测图



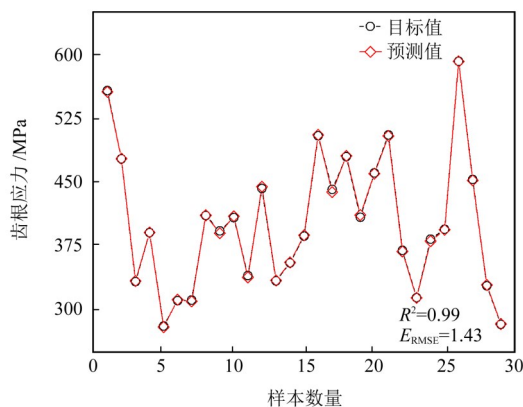
(d) 柔轮刚度预测图

图10 神经网络测试集预测效果

Fig. 10 Prediction effect of the neural network on the test set



(a) 内壁应力预测图



(b) 齿根应力预测图

### 3 全局敏感度分析

#### 3.1 计算原理

全局敏感度分析方法<sup>[13]844-846</sup>能够更准确地反映参数在整个变化空间对输出的影响<sup>[14]129-133</sup>。总体来说,全局敏感度的计算方法可以分为3种:基于回归分析、基于方差分析以及基于矩阵分析。通过神经网络的数据回归计算<sup>[15]133-154</sup>,可以得到结构参数与应力和刚度间的映射关系,提取神经网络各个层级间的权重并将其作为敏感度指数指导全局敏感度的计算。

在图7所示的神经网络模型中,假定每个隐藏层神经元的输入量表示为 $S_h$ ,输出量为 $h$ ;同理,神经网络输出层的输入量为 $S_o$ ,输出量为 $o$ 。通过偏导的方式计算输入层中每个结构参数对输出层应力和刚度的全局敏感度,具体计算式为

$$\frac{\partial o}{\partial x} = \frac{\partial o}{\partial h} \frac{\partial h}{\partial x} = \left( \frac{\partial o}{\partial S_o} \frac{\partial S_o}{\partial h} \right) \left( \frac{\partial h}{\partial S_h} \frac{\partial S_h}{\partial x} \right) \quad (7)$$

式中,  $\frac{\partial S_h}{\partial x} = w_1$ , 其意义为 $h$ 与 $x$ 间的连接权重;

$\frac{\partial S_o}{\partial h} = w_2$ , 其意义为 $o$ 与 $h$ 间的连接权重;而  $\frac{\partial o}{\partial S_o} =$

$\varphi'_o(S_o)$ ,  $\frac{\partial h}{\partial S_h} = \varphi'_h(S_h)$ , 其意义均为神经元间激活函

数的导数矩阵。因此, 全局敏感度的计算式可以简化为

$$\frac{\partial o}{\partial x} = [\varphi'_o(S_o) \odot w_1][\varphi'_h(S_h) \odot w_2] \quad (8)$$

式中,  $\odot$  为同维度的矩阵乘积运算。

### 3.2 结果分析

图 11 所示为优化参数的全局敏感度。由图 11 可知, 在参数耦合下, 内径的全局敏感度与局部敏感度相比均有所下降。内径、变形量和筒长直接决定了柔轮的变形情况, 因此, 对内壁应力的影响最大。改变齿根的位置, 能够有效避免应力叠加的现象, 因此, 齿宽对齿根应力的改善有较大的作用。壁厚和凸台直径虽然在杯底应力的敏感度上均不如内径, 但也存在一定的优化空间, 且两者对柔轮刚度的提升较为明显。综上所述, 在全局敏感度分析的指导下, 可以通过减小柔轮的变形量、适当削减柔轮壁厚、增大柔轮筒长与凸台直径以及合理选取齿宽的方式, 平衡小型谐波减速器因内径较小而引起的应力激增与刚度骤减的问题。

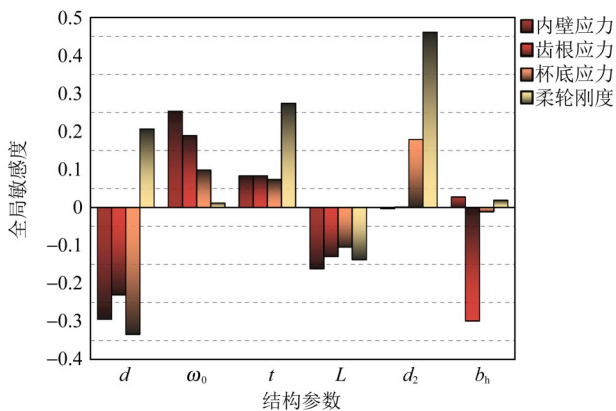


图 11 优化参数的全局敏感度

Fig. 11 Global sensitivity of optimized parameters

选取柔轮结构参数优化后的两组设计方案与优化前的设计进行对比(表 5)。由表 5 可知, 本文提出的基于神经网络回归预测与全局敏感度分析下的优化方法确实对小型谐波减速器柔轮结构参数优化有一定的指导作用, 能够在一定程度上降低柔轮应力集中现象, 同时提高柔轮的整体刚度, 最终达到优化减速器传动性能的目的。

## 4 结论

1) 采用遗传算法优化人工神经网络, 提高了神经网络的适应性。该方法计算下的映射模型在拟合度与误差分布上均有着较好的表现, 展现出在处理多参数、复杂模型问题上的巨大优势。

表 5 神经网络优化结果

Tab. 5 Optimization results of the neural network

参数	对照组	方案 1	方案 2
d/mm	22	20	18
ω₀	0.22	0.19	0.17
t/mm	0.2	0.22	0.22
L/mm	10	11	12
d₂/mm	11	12	12.5
bₕ/mm	2.5	2.3	2.1
P₁/MPa	569.20	520.12	493.71
P₂/MPa	395.04	344.54	357.49
P₃/MPa	221.10	271.74	264.69
K/(N/mm)	2 457.2	2 752.9	2 312.8

2) 利用基于神经网络回归性分析下的全局敏感度分析法, 以模型权重为指标建立了输入与输出参数间的关系, 使得映射模型建立与全局敏感度计算能够同时完成, 解决了传统计算方法下需额外建立敏感度模型且受样本影响较大的问题。

3) 全局敏感度分析证明了可以通过减小变形量、适当缩减柔轮壁厚与轮齿宽度、增大柔轮筒长的方式缓解柔轮因内径过小而造成的应力集中现象, 同时提高杯底凸台直径, 对柔轮的刚度进行补偿。该研究可为小型谐波减速器柔轮结构参数优化提供一定的参考。

## 参 考 文 献

[1] 沈允文, 叶庆泰. 谐波齿轮传动的理论和设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 1985: 180-188.  
SHEN Yunwen, YE Qingtai. Theory and design of harmonic gear transmission[M]. Beijing: China Machine Press, 1985: 180-188.

[2] PACANA J, WITKOWSKI W, MUCHA J. FEM analysis of stress distribution in the hermetic harmonic drive flexspline[J]. Strength of Materials, 2017, 49(3): 388-398.

[3] ROUTH B, MAITI R, RAY A. Analysis of coning and lubrication at flexspline cup and cam interface in conventional harmonic drives [J]. Industrial Lubrication and Tribology, 2017, 69(6): 817-827.

[4] 张雷, 张立华, 王家序, 等. 基于响应面的柔轮应力和刚度分析 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2019, 53(4): 638-644.  
ZHANG Lei, ZHANG Lihua, WANG Jiayu, et al. Analysis of stress and stiffness of flexspline based on response surface method [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2019, 53(4): 638-644.

[5] 张雷, 杨伟超, 蒋倩倩, 等. 谐波减速器核心部件结构应力分析 [J]. 机械传动, 2018, 42(12): 114-117.  
ZHANG Lei, YANG Weichao, JIANG Qianqian, et al. Structural

- stress analysis of the core component of harmonic reducer [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2018, 42(12): 114-117.
- [6] 陈仕杰, 李佳豪, 吴柏生. 基于参数敏感性的柔轮响应面优化 [J]. *机械传动*, 2022, 46(6): 57-63.  
CHEN Shijie, LI Jiahao, WU Baisheng. Response surface optimization of flexspline based on parameter sensitivity [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2022, 46(6): 57-63.
- [7] 孙志国. 基于遗传算法的谐波齿轮传动参数优化设计与虚拟设计 [D]. 成都: 四川大学, 2006: 38-44.  
SUN Zhiguo. Parametric design of harmonic gear drive based on genetic algorithm and virtual design [D]. Chengdu: Sichuan University, 2006: 38-44.
- [8] 高海波, 李志刚, 邓宗全. 基于ANSYS的杯形柔轮结构参数对柔轮应力的敏感度分析 [J]. *机械工程学报*, 2010, 46(5): 1-7.  
GAO Haibo, LI Zhigang, DENG Zongquan. Sensitivity analysis of cup-shaped flexible gear parameters to its stress based on ANSYS [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(5): 1-7.
- [9] GAO H B, ZHUANG H C, LI Z G, et al. Optimization and experimental research on a new-type short cylindrical cup-shaped harmonic reducer [J]. *Journal of Central South University*, 2012, 19(7): 1869-1882.
- [10] KITTUR J K, CHOUDHARI M N, PARAPPAGOUDAR M B. Modeling and multi-response optimization of pressure die casting process using response surface methodology [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 77(1): 211-224.
- [11] 秦训鹏, 冯佳伟, 王永亮, 等. 基于响应面方法的微型车车门模态分析与优化 [J]. *中国机械工程*, 2017, 28(14): 1690-1695.  
QIN Xunpeng, FENG Jiawei, WANG Yongliang, et al. Structural modal analysis and optimization of mini-car doors based on response surface method [J]. *China Mechanical Engineering*, 2017, 28(14): 1690-1695.
- [12] 丁军, 古榆川, 黄霞, 等. 基于改进遗传算法优化人工神经网络的304不锈钢流变应力预测准确性研究 [J]. *机械工程学报*, 2022, 58(10): 78-86.  
DING Jun, GU Yuchuan, HUANG Xia, et al. Research on prediction accuracy of flow stress of 304 stainless steel based on artificial neural network optimized by improved genetic algorithm [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(10): 78-86.
- [13] 吴庶宸, 戚宗锋, 李建勋. 基于深度学习的智能全局灵敏度分析 [J]. *上海交通大学学报*, 2022, 56(7): 840-849.  
WU Shuchen, QI Zongfeng, LI Jianxun. Intelligent global sensitivity analysis based on deep learning [J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2022, 56(7): 840-849.
- [14] NOURANI V, SAYYAH FARD M. Sensitivity analysis of the artificial neural network outputs in simulation of the evaporation process at different climatologic regimes [J]. *Advances in Engineering Software*, 2012, 47(1): 127-146.
- [15] BISWAS P P, CHEN W H, LAM S S, et al. A comprehensive study of artificial neural network for sensitivity analysis and hazardous elements sorption predictions via bone char for wastewater treatment [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2024, 465: 133154.

## Structural parameter optimization of micro harmonic flexspline based on neural network

SHAO Weilong LI Luyang YE Wenli WANG Qishan

(School of Mechanical Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225100, China)

**Abstract:** [Objective] Little research has been conducted on the rational parameter setting of micro harmonic reducers. To improve the force condition and transmission performance of micro harmonic flexsplines, a neural network-based parameter optimization method was proposed. [Methods] Firstly, a flexspline simulation model was established, and optimization parameters were screened using local sensitivity analysis method. Then, the artificial neural network was optimized by the genetic algorithm, and a mapping model between the optimization parameters and flexspline stress as well as flexspline stiffness was constructed. Finally, through model analysis, the global sensitivity of the optimization parameters was obtained, and the relation between the optimization parameters and flexspline stress as well as flexspline stiffness was revealed. [Results] The calculation results show that the optimization of flexspline structural parameters based on neural network-based global sensitivity analysis can effectively alleviate the stress concentration of the flexspline, the stiffness of the flexspline is improved, and the transmission performance of the harmonic reducer is enhanced.

**Key words:** Artificial neural network; Global sensitivity; Micro harmonic reducer; Parameter optimization