

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314750

基于 BA-BP 的汽车同步器齿毂误差溯源^{*}

刘永生 李进宁 赵锦 张心卉 惠记庄 陈一馨

(长安大学工程机械学院 西安 710064)

摘要: 同步器齿毂是汽车变速器装置的重要零件,其加工质量对变速器的性能、可靠性有直接影响。针对人工经验判断齿毂误差源范围效率较低的问题,本文提出一种基于蝙蝠算法优化 BP 神经网络的误差溯源方法,分析齿毂加工过程中的误差来源,利用蝙蝠算法对权值和阈值进行优化,获取最优值后构造 BA-BP 误差溯源模型,并采集数据样本对模型进行验证并与未优化之前的 BP 神经网络的误差溯源方法进行对比。与未优化之前 BP 神经网络溯源模型准确率 83.56% 相比,优化后的准确率为 96.34%,该方法使溯源准确率明显提高,支持生产人员对后续的超差工件进行误差原因追溯,对生产过程中存在的问题直接进行处理排除,提高生产效率。

关键词: 同步器齿毂;误差溯源;智能制造;BP 神经网络;蝙蝠算法

中图分类号: TP391.4;TP311.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Tooth hub error tracing of automobile synchronizer based on BA-BP

Liu Yongsheng Li Jinning Zhao Jin Zhang Xinhui Hui Jizhuang Chen Yixin

(School of Construction machinery, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: As an important part of automobile transmission device, the machining quality of synchronizer tooth hub has a direct impact on the performance and reliability of the transmission. Aiming at the problem of low efficiency in judging the range of tooth hub error source by manual experience, this paper proposed an error tracing method based on bat algorithm to optimize BP neural network. The error sources in the tooth hub machining process were analyzed, and the bat algorithm was used to optimize the weights and thresholds. The BA-BP error tracing model was constructed after obtaining the optimal value, data samples were collected to verify the model and compared with the error traceability method of BP neural network before optimization. Compared with the accuracy of the BP neural network traceability model before the optimization was 83.56%, the optimized accuracy was 96.34%, which significantly improved the traceability accuracy, this method allows the production personnel to trace the error causes of the subsequent out-of-tolerance workpieces, which is convenient to directly deal with and eliminate the problems in the production process, so as to improve the production efficiency.

Keywords: synchronizer gear hub; error traceability; intelligent manufacturing; BP neural network; bat algorithm

0 引言

同步器齿毂作为汽车变速系统的重要零件之一,在实际生产中涉及的加工装备多、加工工序多,零件加工精度会受到多种工况因素的影响,产生的误差是动态变化和相互耦合的^[1]。在生产过程中必须要保证产品的加工精度,且在出现超差现象的情况下能准确找到误差原因,从而调整相关工艺参数,预防后续出现不合格产品,实现控制产品质量的目标^[2]。因此一个精确的误差溯源方法对于提高同步器齿毂生产质量尤其重要。

针对机械加工过程中的误差溯源问题,国内外学者主

要采取建立物理模型与智能算法等方法进行研究。王艳红等^[3]针对五轴数控机床所产生的非线性误差,利用最小二乘法实现误差的在线预测及补偿。郑中鹏等^[4]建立空间几何误差补偿模型,获得了影响复合机床加工的关键几何敏感误差因素。Chen 等^[5]通过八个顶点特征的误差数据,采用内分割比法建立数学模型,预测数控机床任意点的误差。周琳丰等^[6]为解决人工经验取点不准确的问题,通过 BP 神经网络热误差模型寻找最优温度敏感点组合选取的方法。王超等^[7]和魏连锁等^[8]在 SINS/GPS 组合导航方法和时钟同步参数模型上引入 BP 神经网络,使误差补偿的效

收稿日期:2023-10-12

* 基金项目:陕西省科技重大专项(2018zdx01-01-01)、陕西省自然科学基金(2022JM-295,2022JQ-576)项目资助

果更优。Wu 等^[9]验证了 BP 神经网络方法对机载激光测距误差补偿的重要意义,使测量精度显著提高。

由研究现状分析可知,物理模型方法虽然能够综合考虑工艺的相关信息,但是齿毂产线变量较多,模型在构建时十分困难,难以应用到齿毂的误差溯源上;而 BP 神经网络在实际应用中仍有一些不足之处,可能陷入局部最优、收敛速度慢、过拟合等问题。蝙蝠算法(bat algorithm, BA)作为一种具有指导性的智能优化算法,利用指导策略在问题搜索空间中并行地寻找最优解,已被广泛地应用于 BP 神经网络的优化问题。郭贝等^[10]提出了一种基于 BA 优化 BP 神经网络的特征点匹配的模型,加以匹配的约束准则,提高匹配正确率。王海军等^[11]针对图像去噪的问题,在 BP 模型的基础上提出用 BA 进行优化,取得了很好的效果。Hui 等^[12]在函数仿真实验中利用 BA 寻找最优的权值和阈值,提高 BP 神经网络的学习能力。

针对同步器齿毂结构复杂、工艺繁多,对其工况因素进行误差溯源比较困难的问题,本文提出一种基于 BA 优化 BP 神经网络的同步器齿毂误差溯源方法,在对同步器

齿毂的误差来源进行分析的基础上,采集加工要素数据,构建 BP 溯源模型与 BA-BP 溯源模型,将样本数据划分为训练样本与测试样本,对所建立的模型在运行速度和准确率方面进行性能测试和评估,对实验结果进行分析和讨论。

1 同步器齿毂误差溯源方案

近年来,随着各类智能尖端设备在企业中的应用,从车间积累了大量与产品加工质量相关的历史状态数据和质量特性数据,这为构建误差溯源模型,数字化追溯误差源提供了实现的平台。针对齿毂批量生产过程中,齿毂发生质量缺陷缺少误差溯源方法的问题,首先联系实际生产过程,对同步器齿毂生产工艺流程及误差影响因素进行分析,针对超差工件借助测量软件比对仪在线获取误差数据,然后结合齿毂加工相关质量历史数据,建立基于 BA 优化 BP 神经网络误差溯源模型并进行系统验证,最后在产线实例验证后进行工艺调整,从而有效控制加工质量。具体流程图如图 1 齿毂误差溯源整体分析流程图所示。

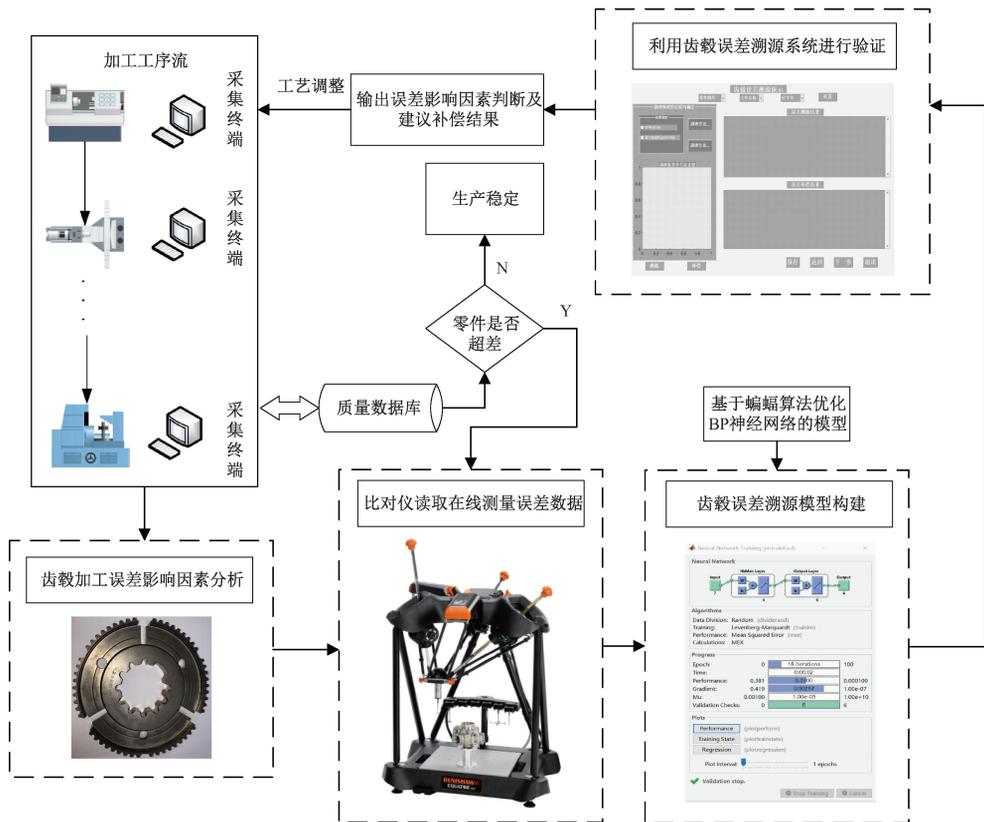


图 1 齿毂误差溯源整体分析流程图

2 同步器齿毂误差来源分析

齿毂的主要加工工序如图 2 齿毂加工工艺流程图所示,有拉花键、精车端面、精车另一端面、滚齿、铣槽、径向钻孔、端面钻孔、去毛刺等,在加工过程中涉及多台设备及

装夹定位问题,每一道工序的加工质量都可能会对下一道工序产生影响,产生的误差也会进行传递,引起尺寸超差。

对同步器齿毂结构进行分析,“齿毂内端面厚度”的加工误差会导致装配定位不准确、挂挡冲击等问题,其加工质量会对齿毂的正常使用产生直接影响。因此,选取质量

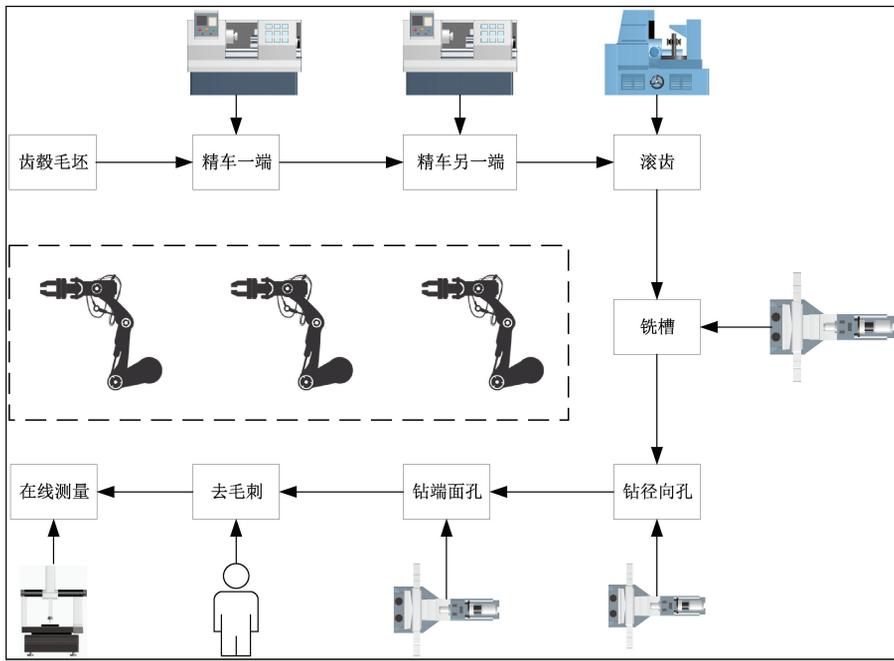


图2 齿毂加工工艺流程图

特征“齿毂内端面厚度”作为误差溯源的研究对象。

齿毂实际加工过程是多个工序串行的结构,前一道工序的输出是后一道工序的输入,因此在这个过程中,齿毂的加工不仅会受到当前工序加工误差的影响,前一道工序传递下来的误差也会影响到当前齿毂的加工质量。对工序进行分析发现精车两道工序都会对“齿毂内端面厚度”产生影响,研究后选取精车另一端作为溯源研究的主要工序,如图3齿毂加工精车另一端工序所示。同时考虑到精车一端后的齿毂内端面会作为下一道工序加工的定位基准,可能导致耦合误差的产生,因此,误差影响因素除了本工序可能出现的刀具磨损、装夹误差、机床主轴振动和刀架液压系统故障外,还应考虑到精车一端工序加工误差耦合造成的影响。

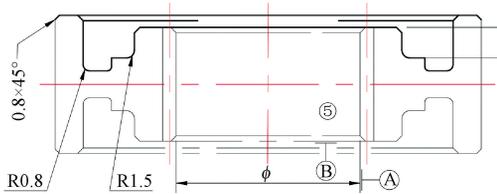


图3 齿毂加工精车另一端工序

初步确定齿毂生产过程中加工质量的影响因素后,后续将利用智能算法建立齿毂误差溯源模型,对齿毂加工过程中产生的误差原因进行追溯,从而及时调整齿毂工艺,提高加工质量。

3 齿毂误差溯源模型构建

3.1 基于BP神经网络的误差溯源模型构建

BP神经网络目前应用于多个技术领域,它是一种多

层前馈神经网络。BP神经网络算法的核心为误差的反向传播过程,通过采用梯度下降的方式达到调整隐含层权值和阈值的目的,使网络输出值逼近期望值,直到输出误差达到限定的水平,或达到设定的学习步数,完成网络的训练^[13]。

将BP神经网络应用于齿毂误差溯源中,建立基于BP神经网络的同步器齿毂误差溯源模型。溯源模型有输入层、隐含层和输出层3层,经过对齿毂误差影响因素的分析,输入参数可分为 X_1 与 X_2 两部分,输出参数为 Y 。 X_1 为齿毂加工的历史质量特征数据,质量特征数据包含本工序的超差尺寸误差数据及对应关联质量特征误差数据, X_2 为影响质量特征的历史加工状态数据,包括刀具、夹具和设备的状态数据, Y 即为误差原因,BP神经网络模型结构如图4BP神经网络模型结构图所示。

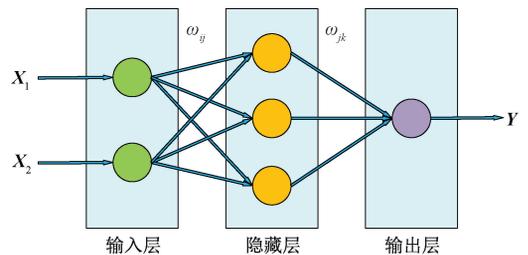


图4 BP神经网络模型结构图

构建BP误差溯源模型的步骤如下:

- 1) 根据选取的质量特征“齿毂内端面厚度”,获取相关的历史加工数据集。
- 2) 确定BP溯源模型的结构,即输入层神经元个数 S_1 、隐含层神经元个数 S_2 和输出层神经元个数 S_3 。

3)初始化神经网络相关参数,根据损失函数更新权值和阈值,直至满足终止条件或迭代次数用完,得到最佳参数。

4)对 BP 溯源模型进行训练和预测,满足条件后即可在产线上进行验证,进行齿毂加工过程中的误差进行分析。

3.2 基于 BA 优化的 BP 神经网络误差溯源模型

BP 神经网络的优化过程就是数据正向传递和误差反向传递的交替计算过程,中间未引入新的参数,整个迭代过程都是对权值和阈值的调整过程^[11]。基于 BP 神经网络训练算法的收敛速度较慢,而且随机生成的初始值可能导致算法陷入局部极值点,考虑到 BP 神经网络的权值和阈值初始取值对训练的结果有较大影响,因此,为了 BP 溯源模型能够发挥最优追溯性能,有必要使用智能优化算法对其权值和阈值初始取值进行参数的优化。

BA 是一种基于群体智能的优化算法,最早于 2010 年被 Yang 等^[14]提出。BA 将蝙蝠个体视为可行域内的解,经过初始化后得到一组随机解,通过模拟蝙蝠根据超声波回声觅食过程,通过更新蝙蝠个体的速度和位置,使其在最优解周围不断飞行以获得其全局最优解^[15]。

BA 的搜寻过程可以用数学公式描述,蝙蝠搜索空间假设为 d 维,在 t 这一时刻,蝙蝠 $i(i=1,2,\dots,n)$ 所含信息可用五元组 $\langle x_i^t, v_i^t, A_i^t, r_i^t, f_i^t \rangle$ 表示。其中,频率 f_i^t 、响度 A_i^t 和脉冲发射速率 r_i^t 为算法执行时需要的 3 个参数。速度 v_i^t 、频率 f_i^t 更新规则如式(1):

$$\begin{cases} v_i^{t+1} = v_i^t + (x_i^t - x_*) \times f_i^t \\ f_i^t = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \times \beta \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_* 是蝙蝠记忆的历史最优位置, $[x_i^t - x_*] \times f_i^t$ 表示,蝙蝠 i 当前位置 x_i^t 与最优位置 x_* 之间偏离对下一次迭代速度的影响。 $\beta = rand(-1,1)$, f_{\min} 和 f_{\max} 为设定的频率上下限。

在此基础上,蝙蝠 i 无论是进行何种搜索,搜索方式均是采用一种纯随机方式确定,选择一个随机数 $\lambda = rand(0,1)$,若 $\lambda < r_i^t$,则蝙蝠 i 进行全局搜索,搜索规则如式(2),否则按照式(3)进行局部搜索。

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (2)$$

$$x_i^{t+1} = x_* + \epsilon \bar{A}^t \quad (3)$$

式中: $\epsilon = rand(-1,1)$, $\bar{A}^t = \frac{\sum_{i=1}^n A_i^t}{n}$ 为 t 时刻的平均响度。

在迭代得到新位置 x_i^{t+1} 后,需要根据式(4)判断是否移动至新位置。

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t, & \text{其他} \\ x_i^{t+1}, & o < A_i^t \text{ 且 } fitness(x_i^{t+1}) < fitness(x_i^t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $o = rand(0,1)$, $fitness(x)$ 为自定义的适应值评价函数。

最后,随着蝙蝠逐步接近最优解,开始慢慢减小响度,同时增大脉冲发射速率,以便精细地定位最优解位置。蝙蝠 i 的响度 A_i^t 和脉冲发射速率 r_i^t 更新规则如式(5),(6):

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (5)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 (1 - e^{-\gamma}) \quad (6)$$

其中, α 和 γ 均为正数,且 $\alpha \in (0,1)$,文献中一般定义 $\alpha = \gamma = 0.9$, r_i^0 为蝙蝠 i 的初始脉冲速率。

BA-BP 误差溯源模型构建流程如图 5 BA-BP 溯源模型建立流程图所示。

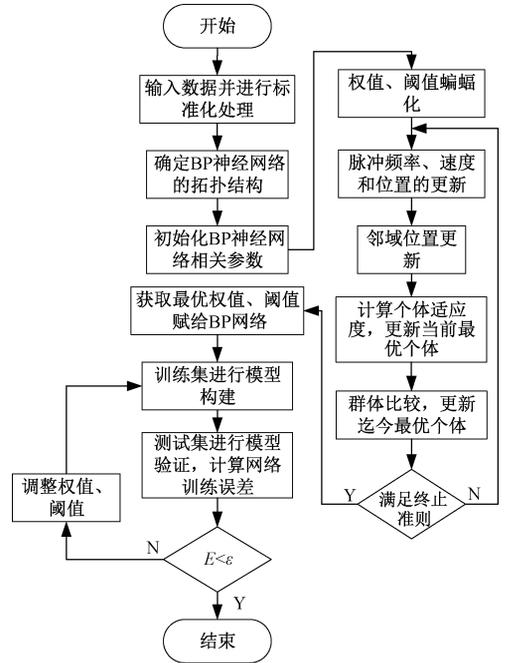


图 5 BA-BP 溯源模型建立流程图

相比于基于 BP 神经网络的齿毂误差溯源模型,BA-BP 模型将 BA 用于优化 BP 误差溯源模型的初始权值、阈值。改善其训练时易陷入局部极小,没有统一标准,难以设计精简的溯源模型结构等问题,提高溯源准确率。

具体实现步骤如下:

1)根据多源工况数据、质量特性数据,确定溯源模型的拓扑结构,初始化 BP 神经网络相关参数。

2)将样本分为训练集 S_{train} 和测试集 S_{test} ,并进行标准化处理。

3)蝙蝠种群相关参数初始化,包括初始种群数量、算法运行次数、初始脉冲发射速率、声波响度衰减系数、脉冲频度增强系数、声波频率、蝙蝠位置、蝙蝠速度、初始脉冲响度等。

4)设置 BA-BP 误差溯源模型参数,将优化参数 $(\omega_{ij}, \omega_{jk}, b, B)$ 蝙蝠化,生成蝙蝠群体。

5)根据蝙蝠位置向量 x_i 对误差溯源模型训练集 S_{train}

进行学习,并计算适应值,记录当前最优位置向量 \mathbf{x}^* 。

6)按照式(1)~(6)更新 $\langle x_i^t, v_i^t, A_i^t, r_i^t, f_i^t \rangle$,直至满足终止条件,然后将 \mathbf{x}^* 对应的最优 $(\omega_{ij}^*, \omega_{jk}^*, b^*, B^*)$ 输出。

7)将 $(\omega_{ij}^*, \omega_{jk}^*, b^*, B^*)$ 应用于齿毂误差溯源训练集 S_{train} 学习获得 BA-BP 误差溯源模型,最后用溯源测试集 S_{test} 验证。

4 齿毂误差溯源模型验证

4.1 齿毂误差溯源数据的采集

依托于某同步器加工工厂,首选齿毂加工重要工序进行误差原因追溯,借助在线测量设备 Equator 比对仪及 MES 数据库记录齿毂相关质量信息,而采集齿毂的数据为刀具误差、夹具误差、机床误差和质量特征数据,质量特征数据包括“精车另一端齿毂内端面厚度”的历史加工数据,及其关联尺寸“精车一端齿毂内端面厚度”的历史加工数据。获取一段符合公差标准的“精车另一端齿毂内端面厚度”加工误差,将这 40 组数据作为正常齿毂数据集,同时针对刀具磨损、装夹误差、机床主轴振动、刀架液压系统故障及精车一端工序加工误差耦合影响共五种不同齿毂超差原因,各从数据库调取 40 组数据,由此构成共 240 组误差溯源数据样本,样本中前七列作为误差特征,第 8 列作为误差原因分类。

4.2 基于 BP 神经网络的齿毂误差溯源模型验证

基于 MATLAB 进行实验验证。其过程如下:

1)从 240 组原始数据集中随机选取 180 组数据作为溯源模型训练样本,其余 60 组作为测试样本。溯源数据获取如图 6 溯源数据提取所示。数据六类数据对应六种类别标签,标签 1 表示正常数据;标签 2 表示刀具磨损;标签 3 表示装夹误差;标签 4 表示机床剧烈振动;标签 5 表示刀架液压系统故障;标签 6 表示精车一端工序的误差耦合影响。

	实际测量值	刀具工作时间	夹具误差	机床振动	关联尺寸	关联尺寸	关联尺寸
1	17.9200	201	1.0000e-03	0.2000	19	19	1
2	17.9200	202	0.0020	0.2000	19.0010	19.0020	19.0010
3	17.9210	203	0.0040	0.2000	19	19	1
4	17.9200	204	1.0000e-03	0.2000	19.0050	19.0040	19.002
5	17.9210	205	0.0020	0.2000	19	19	1
6	17.9220	206	0.0020	0.2000	19.0050	19.0040	19.002

	加工误差	1.9000	-8.9000	-9.7000	-4.9000	-8.5000	-11.4000
1	-2.3000	1.9000	-8.9000	-9.7000	-4.9000	-8.5000	-11.4000
2	1.9000	-8.9000	-9.7000	-4.9000	-8.5000	-11.4000	-7.1000
3	-8.9000	-9.7000	-4.9000	-8.5000	-11.4000	-7.1000	-10.7000
4	-9.7000	-4.9000	-8.5000	-11.4000	-7.1000	-10.7000	-9.9000
5	-4.9000	-8.5000	-11.4000	-7.1000	-10.7000	-9.9000	-12.6000
6	-8.5000	-11.4000	-7.1000	-10.7000	-9.9000	-12.6000	-3.6000

图 6 溯源数据提取

2)根据数据样本的输入输出可确定 3 层 BP 神经网络的输入层节点 $S_1=14$,输出层节点 $S_3=6$,隐含层节点个数 S_2 可根据式(7)给出估计值。

$$S_2 = \sqrt{S_1 + S_3} + a \quad (7)$$

式中: a 是 $[0, 10]$ 之间的常数。

$$x_1 = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

式中: x_1 表示归一化处理后的数据, x 表示原始数据, x_{\max} 表示数据集中最大值, x_{\min} 表示数据集中最小值;

3)经过计算确定隐含层节点个数 $S_2=5$,隐含层的激励函数为双曲正切 S 型传输函数 tansig,输出层的激励函数采用 purelin 线性函数,训练次数为 200 次,目标误差为 0.000 1,学习速率为 0.1。考虑到数据的数值范围相差较大,会对模型性能和准确率降低,需要将采集的数据进行由式(8)归一化处理,使处理后的数据控制在 $0 \sim 1$ 之间。

4)将选取的 180 组“精车另一端齿毂内端面厚度”误差溯源训练数据样本对 BP 溯源模型进行训练,训练完成后将 60 组测试样本数据输入 BP 溯源模型进行性能测试,图 7 BP 误差溯源结果表示基于 BP 神经网络误差溯源模型所获得的结果。实验发现溯源结果出现了 10 个预测分类的错误,测试误差为 5.516×10^{-2} 。

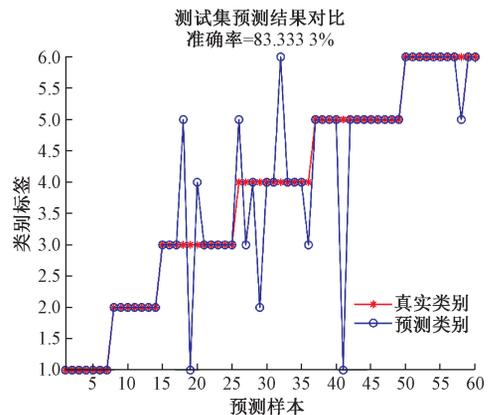


图 7 BP 误差溯源结果

4.3 基于 BA-BP 的齿毂误差溯源模型验证

沿用 BP 误差溯源模型的结构、初始参数和数据样本,利用 BA 算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,搭建 BA-BP 误差溯源模型,并对其进行训练和测试。基于 MATLAB 进行实验验证。其过程如下:

1)提取溯源数据集,划分训练集和测试集并根据式(8)对数据集进行归一化处理,溯源数据获取如图 6 溯源数据提取所示。

2)对 BA 算法初始参数进行设置,其中初始种群数量 $N=20$,算法运行次数 $I=50$,初始脉冲发射速率 $r_i^0=0.5$,声波响度衰减系数 $\alpha=0.9$,脉冲频度增强系数 $\gamma=0.9$,声波频率 $f \in [0, 2]$,蝙蝠位置 $x \in [-5, 5]$,蝙蝠速度 $v \in [-1, 1]$,初始脉冲响度 $A_i^0=0.25$ 。

3)将权值、阈值蝙蝠化,形成蝙蝠群体。然后将选取的 180 组“精车另一端齿毂内端面厚度”误差溯源训练数据样本对 BA-BP 溯源模型进行训练,部分训练过程代码如图 8 BA 算法寻优过程部分代码所示。

4)训练模型时优化过程中的适应度曲线变化如图 9

```

% 开始迭代
for i=1:N_iter
    for j=1:n
        Q(j)=Qmin+(Qmin-Qmax)*rand;
        v(j,:)=v(j,:)+(Sol(j,:)-best)*Q(j);
        S(j,:)=Sol(j,:)+v(j,:);
        % Pulse rate
        if rand>r
            S(j,:)=best+0.01*randn(1,d);
        end
        % 评估新解的适应度值
        Fnew=fun(S(j,:),Train,Train_out',inputnum,hiddennum,outputnum,net);
        % If the solution improves or not too loudness
        if (Fnew<=Fitness(j)) & (rand<A)
            Sol(j,:)=S(j,:);
            Fitness(j)=Fnew;
        end
    end
end

```

图 8 BA 算法寻优过程部分代码

BA 算法最优适应度变化曲线所示,当算法达到最佳适应度且保持不变时,最小目标误差约为 0.004 2,此时得到最优的蝙蝠位置,对应优化参数即为 BP 溯源模型最佳权值、阈值。

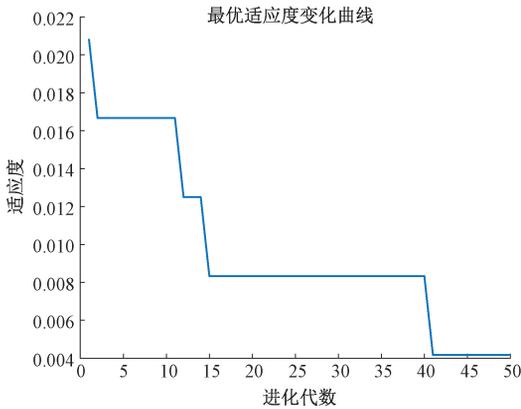


图 9 BA 算法最优适应度变化曲线

5) 训练结束得到具有最佳参数的 BA-BP 溯源模型,将 60 组测试样本数据输入 BA-BP 溯源模型进行性能测试,其溯源结果如图 10 BA-BP 误差溯源结果所示,实验发现溯源结果出现了 2 个预测分类的错误,测试误差为 2.614×10^{-2} 。

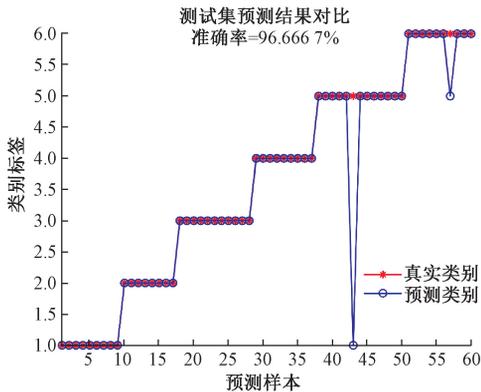


图 10 BA-BP 误差溯源结果

4.4 误差溯源模型对比

本文建立的 BP 误差溯源模型和 BA-BP 误差溯源模型,其本质都是通过不同的优化方法,选择 BP 网络的最优

初始参数 ($\omega_{ij}, \omega_{jk}, b, B$),从而实现最优误差溯源。为了对误差溯源模型进行性能分析,每个误差溯源模型分别运行 10 次,对比结果如表 1 模型误差溯源对比所示。

表 1 模型误差溯源对比

溯源模型	平均运行时间/s	平均溯源准确率/%
BP	1.926	83.56
BA-BP	198.468	96.34

从运行时间分析,采用 BP 神经网络对同步器齿毂进行误差溯源时,平均运行时间为 1.926 s,而 BA-BP 误差溯源模型为 198.468 s,与未优化之前的 BP 溯源模型相比效率有所降低;从溯源准确率分析,BP 误差溯源模型的平均溯源准确率仅为 83.56%,而 BA-BP 误差溯源模型达到 96.34%,经过优化的误差溯源模型溯源准确率相较于 BP 溯源模型有大幅度的提高,可以弥补效率降低带来的影响,适用于齿毂实际生产时的实时在线误差溯源。

5 结 论

本文提出的 BA-BP 误差溯源模型可以在一定程度上避免因初始参数 ($\omega_{ij}, \omega_{jk}, b, B$) 随机选取而易陷入局部最小的情况,进而提高追溯精度。该模型可应用到汽车同步器零部件生产智能管控系统中,作为齿毂误差补偿的基础工作,在完成误差溯源的基础上,可以得到齿毂质量问题产生原因及超差尺寸的相关数据,从而为后续的齿毂误差补偿提供了条件,有助于提高误差追溯效率。物理模型的方法并不适用于齿毂的误差溯源,基于深度学习的 BP 神经网络相对来说能很好解决这一不足,在此基础上利用 BA 对其进行优化,获取最优的权值、阈值,实验结果表明 BA-BP 模型溯源准确率达 96.67%,与未经优化前的 BP 神经网络相比准确率有显著提高,较好地解决了齿毂误差溯源困难的问题。

本文考虑的误差溯源对象均为单一误差源,但在实际生产中上存在混合误差源的情况,今后的研究工作将会考虑不同工序间误差耦合的影响,从而对误差源进行更加精确地划分。

参 考 文 献

- [1] 祝鹏,余建波,郑小云,等. 混合机械加工过程的偏差网络建模与误差溯源[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(3): 664-675.
- [2] 黄涛. 基于同步器齿毂的自动化生产系统研究[D]. 镇江:江苏大学, 2020.
- [3] 王艳红,喻伟男,李冬,等. 五轴数控机床非线性误差建模及补偿方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(2): 25-28.
- [4] 郑中鹏,金鑫,郭嘉靖,等. 超精密微小型车铣复合加工机床的空间误差建模与灵敏度分析[J]. 制造技

- 术与机床, 2022, (6): 5-10.
- [5] CHEN G H, ZHANG L, XIANG H, et al. Modeling and prediction method for CNC machine tools' errors based on spatial feature points [C]. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2020: 1-11.
- [6] 周琳丰, 付国强, 李正堂, 等. 机床主轴热误差通用型温度敏感点组合选取[J]. *光学精密工程*, 2022, 30(12): 1462-1477.
- [7] 王超, 周军, 黄浩乾, 等. BP神经网络辅助的SINS/GPS组合导航姿态误差补偿方法研究[J]. *电子器件*, 2021, 44(4): 987-993.
- [8] 魏连锁, 李华, 吴迪, 等. 基于BP神经网络模型时钟同步误差补偿算法[J]. *物理学报*, 2021, 70(11): 143-153.
- [9] WU B, HAN S J, XIAO J, et al. Error compensation based on BP neural network for airborne laser ranging[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2016, 127(8): 4083-4088.
- [10] 郭贝, 任金霞. 基于蝙蝠算法优化BP神经网络的特征点匹配[J]. *制造业自动化*, 2019, 41(8): 68-70, 80.
- [11] 王海军, 门克内木乐, 金涛. 蝙蝠BP神经网络在图像去噪中的应用研究[J]. *微电子学与计算机*, 2018, 35(9): 121-124.
- [12] XIAO H H, DUAN Y M. Application of the bat algorithm to optimize the BP neural network [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, 721: 531-534.
- [13] 万芯炜, 王晶, 杨辉, 等. BP神经网络结合粒子群优化卡尔曼滤波的MEMS陀螺随机误差补偿方法[J]. *兵工学报*, 2023, 44(2): 556-65.
- [14] YANG X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[J]. *Studies in Computational Intelligence*, 284: 65-74.
- [15] 赵永杰, 张强, 潘德法, 等. 基于蝙蝠算法优化的BP神经网络估算工质沸点温度[J]. *自动化与仪器仪表*, 2022(4): 75-79.

作者简介

刘永生, 副教授、硕士研究生导师, 主要研究方向为智能制造产品质量管控, 误差溯源。

E-mail: lysh@chd.edu.cn

惠记庄(通信作者), 教授、博士研究生导师, 主要研究方向为制造物联网技术与智能制造系统工程。

E-mail: huijz@chd.edu.cn