



中国机械工程
China Mechanical Engineering(中国机械工程)
ISSN 1004-132X,CN 42-1294/TH

《中国机械工程》网络首发论文

题目：基于机器学习的管材弯曲回弹有效预测与补偿
作者：陈光耀，李恒，贺子芮，马俊，李光俊，付颖
收稿日期：2020-03-01
网络首发日期：2020-08-10
引用格式：陈光耀，李恒，贺子芮，马俊，李光俊，付颖. 基于机器学习的管材弯曲回弹有效预测与补偿. 中国机械工程.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20200810.1518.022.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于机器学习的管材弯曲回弹有效预测与补偿

陈光耀¹ 李恒¹ 贺子芮¹ 马俊¹ 李光俊² 付颖²

1. 西北工业大学 凝固技术国家重点实验室, 西安, 710072

2. 成都飞机工业(集团)有限公司, 成都, 610092

摘要: 弯管类构件广泛应用于航空航天等众多领域,起着介质传输和结构承载等关键作用。回弹是管材弯曲过程中难以避免的缺陷,其控制不当将会严重影响构件装配质量和服役性能。受变形历史和卸载过程的双重影响,管材弯曲回弹规律和机理十分复杂,使得回弹预测和控制成为制约弯管构件成形精度的瓶颈问题。传统依靠经验的反复试错法使得回弹控制周期长、成本高以及成形稳定性差,而力学解析法和有限元法则又具有预测精度和计算效率难以平衡的问题。由于机器学习算法针对塑性成形等复杂非线性系统问题可高效准确的总结规律并得到问题最优解,所以本文采用基于优化的误差反向传播(Back Propagation, BP)神经网络的机器学习算法建模,提出了考虑材料参数、几何参数等多因素的弯管回弹精确预测和高效控制方法。该方法通过引入非线性惯性权重及遗传算法的杂交算子,改进了粒子群优化(Particle Swarm optimization, PSO)算法,进而通过改进的 PSO 算法对 BP 神经网络进行优化,构建了基于改进的 PSO-BP 神经网络机器学习回弹预测和补偿模型。以多种规格的铝合金数控弯管构件为对象,将实际生产中不同规格、批次、成形参数下回弹数据作为训练样本,实现了所建机器学习预测模型的应用验证。所建模型获得的预测结果平均相对误差为 6.3%,与未优化的 BP 神经网络等传统模型相比,预测精度最大提高了 18.5%,计算时间可从 1.5 小时减小至 300 秒,同时实现了回弹预测与补偿精度以及计算效率的显著提高。

关键词: 回弹; 管材弯曲; 机器学习; 成形精度

中图分类号: TG386

Effective Prediction and Compensation of Springback for Tube Bending Using Machine Learning Approach

CHEN Guangyao¹ LI Heng¹ HE Zirui¹ MA Jun¹ LI Guangjun² FU Ying²

1. State Key Laboratory of Solidification Processing, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, China, 710072

2. Chengdu Aircraft Industry (Group) Corporation Ltd., Chengdu, China, 610092

Abstract: Bent tubular components are widely used in the aerospace industry and many other fields, which play a key role in transmission and load-bearing. Springback usually is an inevitable issue in tube bending, and it can cause a serious effect on assembly quality and service performance of components. Due to the dual influences of deformation history and the unloading process, the springback phenomena and mechanisms in tube bending are very complex, making the effective prediction and control of springback become a bottleneck issue in precision bending of tubular parts. Traditionally, the empirically-based 'trial and error' method makes a long-cycle, high-cost, and poor-stability in springback control, however, the analytical method and the finite element method

收稿日期: 2020-03-01

基金项目: 镍钛铌管连接件多工序组织遗传演变调控形状记忆效应机制(51775441)

can hardly balance the accuracy and efficiency. Due to the machine learning algorithm can effectively and accurately summarize the rules and get the optimal solution for the complex nonlinear system problems such as plastic forming, this paper adopted the machine learning algorithm modeling based on the optimized back propagation (BP) neural network and put forward the precise prediction and efficient control method of bend springback. In this method, the particle swarm optimization (PSO) algorithm was improved by introducing the nonlinear inertia weight and hybrid operator of genetic algorithm, and then the back propagation neural network was optimized by the improved PSO algorithm, and the machine learning springback prediction and compensation model based on the improved PSO-BP neural network was constructed. Based on the springback data of different specifications, batches, and forming parameters in the actual production, the application of the machine learning prediction model was verified. The average relative error of the prediction results obtained by the model is 6.3%. Compared with the traditional models, the prediction accuracy is increased by 18.5% at most, and the calculation time can be reduced from 1.5 hours to 300 seconds. At the same time, the prediction and compensation accuracy of springback and the calculation efficiency is improved significantly.

Key words: springback; tube bending; machine learning; forming accuracy

0 前言

弯管类构件广泛应用于飞机燃油、液压、气动等关键管路系统^[1-3], 被称为飞机“血管类生命控制线”, 管路系统构件的精确成形制造是现代飞机制造的关键技术之一。

在管材弯曲成形后, 由于残余应力引发弹性变形, 导致产生难以避免的回弹缺陷^[4-6]。回弹严重影响管材与其它部件连接的密封性及产品内部结构的紧凑性, 其控制不当将导致管连接处间隙过大、强装配引起残余应力过大等诸多问题, 进而造成管路系统在服役过程中产生“跑、冒、滴、漏”等严重问题, 直接影响飞行器服役性能, 甚至会造成严重的安全事故^[7,8]。因此, 回弹问题一直是制约弯管构件成形质量、生产成本和生产效率的关键因素。回弹受变形历史和卸载过程的双重影响, 而管材弯曲变形及卸载是一个多模具复合约束的复杂过程, 同时涉及几何、材料和边界条件等多重非线性, 所以使得管材弯曲回弹行为规律和机理十分复杂, 因此导致回弹一直是管材弯曲加工工艺未能有效解决的关键难题。

国内外学者围绕管材弯曲成形回弹预测和控制问题, 进行了广泛探索。LI 等^[9]为研究管材弯曲过程中性层移动的本质, 以 Ti-3Al-2.5V 管材的数控绕弯和 AZ31、A6063 管的压弯为例, 通过分析管材弯曲过程中的力矩和力的平衡条件, 建立了基于轴力平衡的混合解析数值计算框架, 该框架考虑了管材的各向异性和非对称性等特性, 可综合考虑弯曲半径、管径、壁厚等几何参数。ZHAN 等^[10]基于静态平衡条件并考虑杨氏模量、壁厚和中性层变化, 建立了弹塑性管弯曲回弹的解析模型, 并基于该模型研究了 Ti-3Al-2.5V 管材的初始尺寸、材料性能和弯管尺寸对回弹的影响。JEONG 等^[11]采用弹塑性理论分析方法, 在考虑塑性变形区加工硬化的情况下, 对镍合金弯管弯曲力矩和回弹进行了预测, 并通过有限元模拟的方法研究了摩擦系数对管材弯曲回弹的影响。LI 等^[12]利用力学解析、显式/隐式有限元分析和实验, 研究了 Ti-3Al-2.5V 管冷弯条件下的回弹行为, 并提出了双目标顺序回弹补偿策略, 实现了回弹角和回弹半径的精确补偿。MA 等^[13]对高强钛管的 Bauschinger 效应和非线性卸载行为进行了试验和建模研究, 并应用于管材弯曲回弹数值模拟, 以提高回弹预测精度。SONG 等^[14]借助有限元软件 ABAQUS 构建了 Ti-3Al-2.5V 管材数控弯曲成形与回弹有限元模型, 探索了单元类型、阻尼因子等数值参数对回弹模拟结果的影响。LIAO 等^[15]开展了不同的本构模型对铝合金管材弯曲回弹有限元模拟结果影响的研究工作。然而, 上述针对管材弯曲回弹补偿相关问题研究中, 解析方法存在精度较低的缺点; 有限元方法则高度依赖于材料弹塑性本构模型、成形-卸载过程有限元建模等关键技术, 使得技术储备大且计算效率低。因此为提高弯管类构件的成形精度及其成形稳定性, 缩短产品研制周期, 降低生产成本, 需要进一步探索弯管回弹快速准确预测和补偿技术。基于上述原因, 提出采用机器学习算法构建弯管回弹预测与补偿模型。

机器学习是人工智能领域的重要方法。机器学习算法的本质是在大量的真实数据中挖掘学习规律,通过该规律对实际和目标问题做出决策或预测。由于机器学习算法可以在短时间内总结出规律并得到问题的最优解,并且可以针对高维特征解决更复杂的非线性问题,所以机器学习已经成为复杂性科学与统计学研究的有力工具,并为制造业、互联网行业等众多领域提供了有效的分析途径。目前应用较为广泛的反向传播(Back Propagation, BP)神经网络算法属于机器学习算法的一种^[16]。BP神经网络算法的特点是能够在规定精度范围内逼近任意非线性函数,对输入输出没有限制,适用于多变量、非线性和不确定的复杂系统建模,被广泛应用于解决具有非线性特性且结构未知的过程控制问题。刘婧瑶等^[17]以管材数控弯曲实验数据作为样本数据,建立了BP神经网络模型从而进行回弹预测。INAMDAR等^[18]用BP神经网络实现对V形件弯曲回弹和冲压行程的预测和控制。王晓莉等^[19]基于所构建BP神经网络预测模型,以模具间隙、弯曲半径、冲压速度以及摩擦系数为输入层,将薄板弯曲成形高度作为输出层,针对薄板成形回弹进行预测。然而传统BP神经网络算法在实际应用过程存在收敛速度较慢,且可能会陷入局部最优值的缺点,使计算结果精度较差。因此,需要对BP神经网络算法进行进一步优化以提高预测精度及收敛速度。

目前通常采用优化算法对BP神经网络进行优化,从而提高其收敛速度及预测精度。常用的优化算法有粒子群算法、遗传算法等。HAN等^[20]通过基本粒子群算法优化BP神经网络构建预测模型,实现了对铝合金板材渐进成形回弹的有效预测。LIU等^[21]采用遗传算法对BP神经网络进行优化,进而构建板材U弯的回弹预测模型。在实际应用中,通过粒子群算法等优化算法对BP神经网络进行优化后虽可以提高模型预测精度,但计算效率却无法保证。此外以上借助神经网络及其优化算法的研究主要是针对板材回弹控制问题,在管材弯曲回弹控制方面应用较少。

综上所述,为实现管材弯曲回弹快速准确预测和补偿,本文采用基于优化的BP神经网络机器学习算法构建预测模型并进行应用评估。通过改进粒子群算法的惯性权重并引入遗传算法的杂交算子对粒子群算法进行改进,进一步由改进的粒子群算法对BP神经网络进行优化,从而不仅提高泛化能力及预测精度,同时加快算法的收敛速度。基于改进的机器学习算法构建回弹补偿预测模型,进而以铝合金管材弯曲回弹控制为典型应用,对所构建的模型进行验证评估。

1 管材弯曲成形回弹缺陷

管材数控弯曲成形技术是结合绕弯成形方式和数控技术发展而来,具有加工精度高等诸多优势。管材数控弯曲模具包括如图1中(a)所示8个部分组成,在弯曲成形过程中通过夹持模与镶块的共同作用带动管材绕弯曲模逐渐弯曲成形达到预设角度;芯棒及芯头起到填充作用,并与防皱模相配合防止管材产生截面畸变及起皱缺陷;通过压力模进给,避免管材外侧产生破裂缺陷^[22]。管材弯曲成形在加载及卸载过程中满足如图1中(b)所示应力应变关系。当外加载荷卸载后,应力沿C-E路径减小为零,此时构件保持着不可恢复的塑性应变 ϵ^p ,相较于D点减少了 $\Delta\epsilon$ 的弹性应变变量^[23],因此产生如图1中(c)所示的回弹现象。

由于管材弯曲回弹受众多因素的影响,所以管材弯曲回弹行为规律和机理十分复杂。依靠经验的传统试错法使回弹补偿周期长、成本高、成形稳定性差,而解析和有限元法又具有预测精度和计算效率难以平衡的问题,因此亟需探索准确且高效的回弹控制技术,实现预测精度和计算效率的双赢,进而提高弯管类构件成形精度及成形稳定性,缩短产品研制周期,降低生产成本。

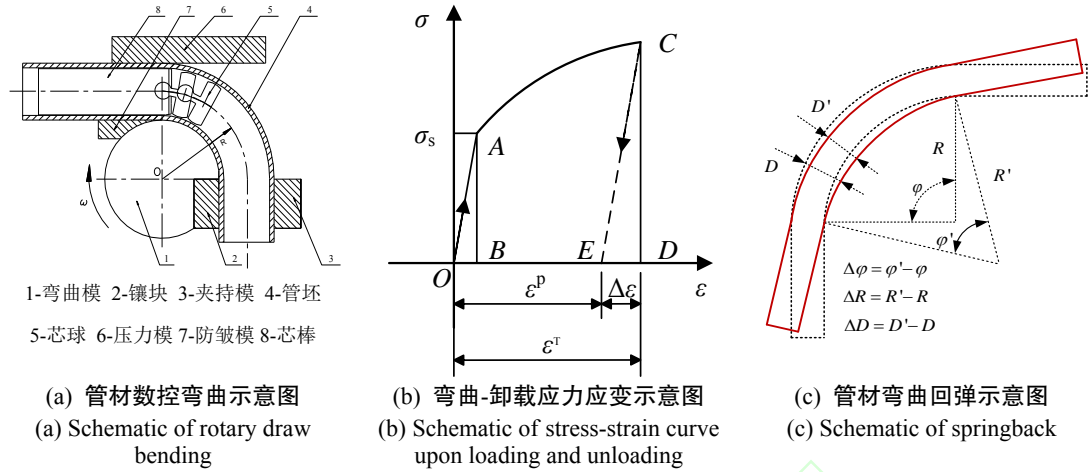


图 1 管材数控弯曲及回弹示意图
Fig.1 Schematic of rotary draw bending and springback

2 基于改进的机器学习算法的回弹预测与补偿建模

针对管材弯曲回弹这类受材料、几何和成形过程等诸多因素影响的高度非线性问题，采用机器学习算法，发掘其不同输入变量和输出结果之间的规律，进而实现回弹预测控制。BP 神经网络算法是众多机器学习算法中的一种，其对于处理多变量、非线性和不确定的复杂系统建模问题具有明显优势，并有望集成于工业生产实现回弹的快速预测与补偿^[24]。但 BP 神经网络存在易于陷入局部最优导致预测精度不高的缺点。粒子群优化算法是一种新的全局优化进化算法。与其它智能优化算法比较，它有着个体数目少、计算简单、无需调整许多参数，更易实现，优化效率高、鲁棒性好等优点^[25]。因此首先考虑采用改进的 PSO 算法对 BP 神经网络进行优化与改进，进而提出采用图 2 所示思路，基于典型材料力学实验及弯曲成形实验并结合数值仿真获取足够的数据样本，进而构建基于改进的 PSO-BP 神经网络机器学习算法的管材弯曲回弹与补偿预测模型。

在本文实际应用中，以不同规格铝合金管材为研究对象，基于数控弯曲实验获取弯曲成形-卸载回弹数据样本，进而通过数据样本对所构建的机器学习模型进行训练，从而建立材料、几何参数等因素与回弹之间关系，最终实现对管材数控弯曲回弹与补偿的有效预测。

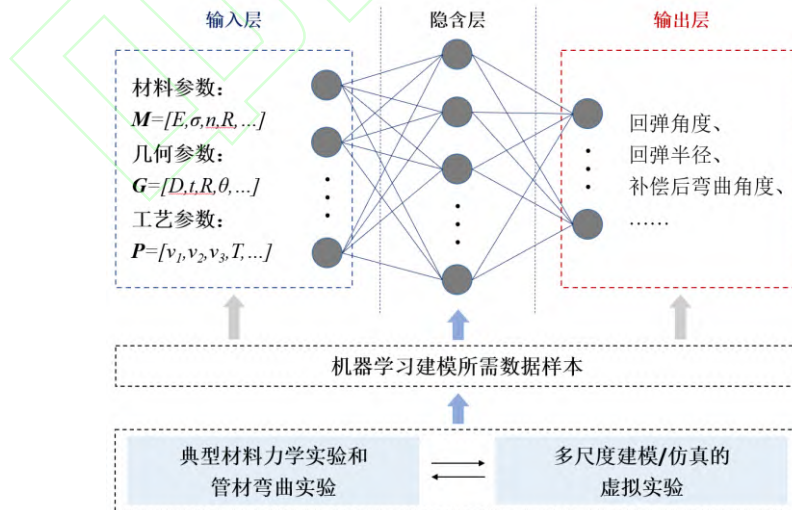


图 2 基于机器学习管材弯曲过程控制建模思路
Fig.2 Overview of the machine learning based modeling for tube bending

2.1 BP 神经网络算法

BP 神经网络是由输入层、隐含层和输出层组成的误差逆向传播的多层前馈神经网络^[26,27]。BP 神经网络算法的基本原理是梯度下降法,通过输入信号正向传播和误差反向传播,修改各层间的连接权值使误差信号最小,最终获得满足条件的输出。

2.2 改进的粒子群算法

粒子群算法在对动物集群活动行为观察基础上,利用群体中个体对信息的共享,使整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化,从而获得最优解^[28]。基本 PSO 算法初始化一群随机粒子(随机解),然后粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。两个“极值”分别是粒子本身所找到的最优解即个体极值 $pbest$, 另一个是整个种群目前找到的最优解即全局极值 $gbest$ 。在找到这两个最优解后,粒子根据以下公式(1)、公式(2)分别来更新自己的速度和位置。

$$v_{i+1} = w \times v_i + c_1 \times r_1 \times (pbest_i - x_i) + c_2 \times r_2 \times (gbest - x_i) \quad (1)$$

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \quad (2)$$

其中: x_i : 第 i 个粒子的位置; v_i : 第 i 个粒子的速度; w : 惯性权重; c_1 、 c_2 : 学习因子; r_1 、 r_2 : $[0,1]$ 间的随机数。

然而直接通过基本粒子群算法对 BP 神经网络进行优化,虽可以提高预测能力,但严重降低计算效率。为此,本文对基本粒子群算法进行了进一步优化与改进,具体如下。

惯性权重 w 作为影响 PSO 算法性能的重要参数,能有效控制算法的收敛和探索能力。惯性权重越大,则速度的改变幅度就越大,对于粒子的当前速度继承越小;反之,速度的改变幅度越小,则对于粒子当前速度继承越大。因此如果惯性权重越大,则解的搜索范围越大,可以提高算法的全局搜索能力,但也损失了局部搜索能力,有可能错失最优解;反之如果惯性权重越小,则解的搜索范围也就越小,算法的全局搜索能力也就越小,容易陷入局部最优。因此通过将惯性权重改进为非线性权重来改善标准 PSO 算法的不足^[29],这种算法可描述为:

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \times \tan\left(\frac{t}{t_{\max}} \times \frac{\pi}{4}\right) \quad (3)$$

采用非线性权重算法,可以使迭代次数 t 较小时, w 接近 w_{\max} 保证算法的全局搜索能力;随着 t 的增大, w 以非线性递减,保证算法局部搜索能力,从而使算法能灵活地调整全局搜索与局部搜索能力之间的平衡。

在采用非线性权重的基础上,进一步引入遗传算法中的杂交环节^[30]。即在 PSO 算法每次迭代计算中,根据已经给定的杂交概率,选择指定数量的粒子放入杂交池内,池中粒子按式(4)随机两两杂交,产生数目不变的子代粒子(child)并取代亲代粒子(parent)。

$$X^t = rX_I^t + (1-r)X_{II}^t \quad (4)$$

X_I^t 、 X_{II}^t : 亲代粒子; r : 比例因子; X^t : 子代粒子。

在经历杂交环节后,产生的子代粒子将继承亲代优点。假设亲代粒子位于不同局部最优区域中,进行杂交环节并产生子代粒子后,通常能使粒子在区域内的搜索能力得到较大的提升,并加快粒子群算法的收敛速度,进而提高算法的整体计算效率。

改进的 PSO 算法流程如图 3 所示,具体计算步骤如下:

步骤 1: 随机初始化各粒子位置和速度。

步骤 2: 计算每个粒子的适应度,并将当前各粒子的位置与适应度值存储于各粒子的 $pbest$ 中,将所有 $pbest$ 中适应度值最优个体的位置与适应度值存储于 $gbest$ 中。

步骤 3: 按式(1)和式(2)对粒子的速度与位置进行更新。

步骤 4: 对每个粒子将其适应度值与经历过的最好位置作比较,如较好,将其作为当前

的最好位置。

步骤 5: 比较当前所有 $pbest$ 和 $gbest$ 的值, 更新 $gbest$ 。

步骤 6: 根据杂交概率选取一定数目的粒子于杂交池, 进行随机两两杂交产生等数目的子代, 并更新子代粒子的位置和速度, 替换亲代粒子的位置和速度, 同时保持 $pbest$ 和 $gbest$ 不变。

步骤 7: 若满足条件 (通常为预设的运算精度和迭代次数) 则搜索停止输出结果, 否则返回步骤 2 直到满足条件。

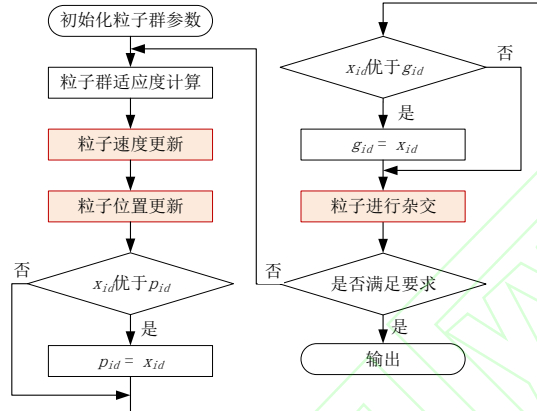


图 3 改进的 PSO 算法流程图
Fig.3 Flowchart of the improved PSO algorithm

2.3 改进的 PSO-BP 神经网络机器学习模型

通过引入非线性惯性权重及遗传算法杂交算子环节对 PSO 算法进行改进, 进而采用改进的 PSO 算法对 BP 神经网络进行优化, 其主要算法流程如图 4 所示, 主要步骤如下:

步骤 1: 确定粒子群的维数。 n 为输入层神经元个数, i 为隐含层神经元个数, j 为输出层神经元个数。则粒子群的维数 D 为:

$$D = n \times i + i \times i + i \times j + j \quad (5)$$

步骤 2: 设置粒子群的适应度函数并初始化各粒子。

步骤 3: 利用改进的 PSO 算法优化 BP 神经网络的权值与阈值, 并将优化后的权值、阈值作为 BP 神经网络的初始连接权值和阈值代入网络进行训练, 通过 BP 神经网络算法训练调节权值和阈值, 直至网络的性能指标均方误差 (MSE) $< e$, 其中 e 为预先设定的期望指标。

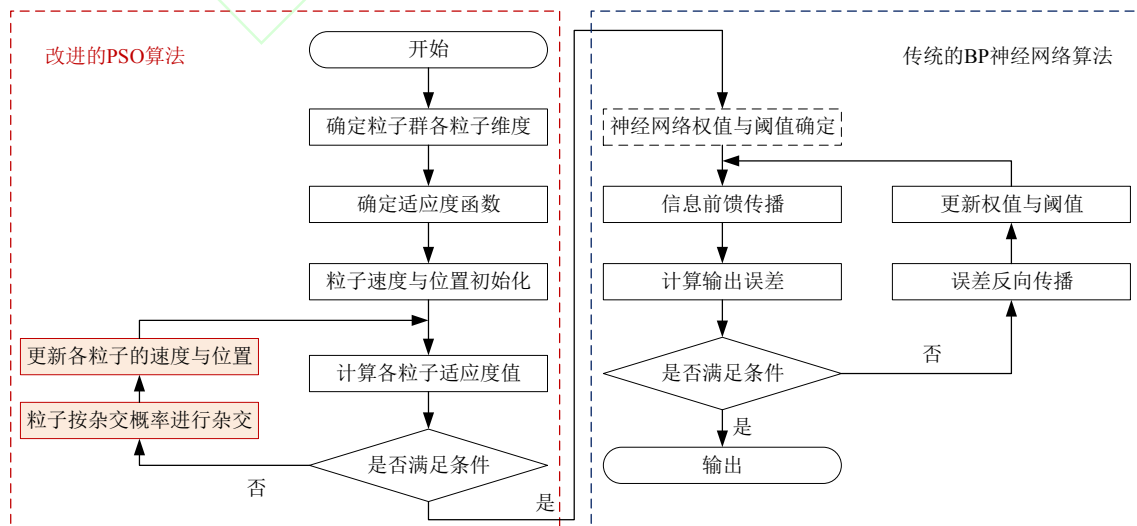


图 4 改进的 PSO-BP 神经网络算法流程图
Fig.4 Flowchart of the improved PSO-BP neural network algorithm

3 模型应用与评估

构建基于机器学习算法的预测模型，首先需要使用大量的训练样本数据对其进行训练从而获得输入与输出之间的规律并提高预测精度；当训练结束后，使用测试样本数据来检测模型预测精度。由于不同规格铝合金管材性能具有差异，因此首先对典型规格 LF2M 铝合金管材进行力学性能测试，测试结果如表 1 所示。通过管材力学实验结果可以看出，不同规格管材间弹性模量、屈服强度、抗拉强度等存在较为明显差异，从而进一步影响管材弯曲回弹预测补偿控制。

通过管材弯曲实际生产过程数据采集，获得不同规格及工艺条件下铝合金管材数控弯曲回弹数据共 51 组，弯曲角度为 $\theta=9^{\circ} \sim 122.2^{\circ}$ ，弯曲半径为 $R=2 \sim 3D$ 。将管材的材料参数与弯曲回弹数据结合作为模型使用的样本数据，从中任选 46 组数据作为训练样本数据，剩余的 5 组数据作为测试样本数据，测试样本数据如表 2 所示。

表 1 不同规格管材力学性能
Tab.1 Mechanical properties of tubes

编号	管径/mm	壁厚/mm	弹性模量/MPa	屈服强度/MPa	抗拉强度/MPa	延伸率/%	加工硬化指数	厚向异性指数
#1	8	1	67244	45	216	22.48	0.328	0.500
#2	10	1	62485	81	220	16.09	0.315	0.929
#3	16	1	67428	70	250	28.57	0.286	0.858
#4	22	1	76190	67	247	25.66	0.302	0.924
#5	30	1	73267	43	180	27.11	0.316	0.628
#6	38	1	73642	81	300	24.14	0.341	0.599
#7	50	1.5	63368	31	128	24.98	0.330	0.635
#8	70	1.5	65671	47	182	26.17	0.346	0.486

表 2 测试样本数据
Tab.2 Sample data for testing

编号	相对弯曲半径, R/D	弯曲角度/(°)	回弹角度/(°)
#2	3	34.20	2.20
#3	2	34.50	1.10
#4	2	66.20	1.30
#5	2	91.20	1.70
#8	2	52.50	1.70

此外，在借助 Matlab 软件实现本文所构建的机器学习预测模型的应用时，并没有现成的工具包可供直接使用，因此借助 Matlab 进行自主编程，从而实现模型的应用。

选取预测模型的输入为：弹性模量、屈服强度、抗拉强度、硬化指数、厚向异性指数、管径、壁厚、弯曲角度、相对弯曲半径；以回弹角度作为输出。隐含层神经元数设置为 21。隐含层的传递函数选取对数 S 函数，输出层为线性函数。学习速率设置为 0.01，采用均方误差进行误差计算。设置种群粒子数为 40，学习因子设定为 2.05，权重的最大最小值分别设置为 0.9、0.4，最大限制速度 $v_{\max}=1$ ，设置杂交概率为 0.7。

同时分别构建基于 BP 神经网络、基本 PSO-BP 神经网络算法的机器学习预测模型，与

基于改进的 PSO-BP 神经网络算法所构建的预测模型的计算精度及效率进行对比。

使用训练样本数据分别对三个模型进行训练,训练完毕后使用预测样本数据进行预测并计算预测误差。三个预测模型预测结果分别如表 3、表 4、表 5 所示,预测误差及计算耗费时间对比如图 5 所示。

表 3 基于 BP 神经网络算法预测模型预测回弹角及误差
Tab.3 Prediction of springback angle and error based on BP neural network

输入			输出		误差分析	
编号	相对弯曲半径, R/D	弯曲角度 $\angle(^{\circ})$	实验回弹角, $\Delta\theta_{\text{exp}}/(^{\circ})$	预测回弹角, $\Delta\theta_{\text{pred}}/(^{\circ})$	绝对误差 $\angle(^{\circ})$	相对误差/%
#2	3	34.20	2.20	1.477	-0.723	32.9%
#3	2	34.50	1.10	0.863	-0.237	21.6%
#4	2	66.20	1.30	1.304	0.004	0.3%
#5	2	91.20	1.70	1.643	-0.057	3.3%
#8	2	52.50	1.70	0.578	-1.122	66%

表 4 基于基本 PSO-BP 神经网络算法预测模型预测回弹角及误差
Tab.4 Prediction of springback angle and error based on basic PSO-BP neural network

输入			输出		误差分析	
编号	相对弯曲半径, R/D	弯曲角度 $\angle(^{\circ})$	实验回弹角, $\Delta\theta_{\text{exp}}/(^{\circ})$	预测回弹角, $\Delta\theta_{\text{pred}}/(^{\circ})$	绝对误差 $\angle(^{\circ})$	相对误差/%
#2	3	34.20	2.20	1.537	-0.663	30.10%
#3	2	34.50	1.10	0.754	-0.346	31.50%
#4	2	66.20	1.30	1.314	0.014	1.10%
#5	2	91.20	1.70	1.782	0.082	4.80%
#8	2	52.50	1.70	1.508	-0.192	11.30%

表 5 基于改进的 PSO-BP 神经网络算法预测模型预测回弹角及误差
Tab.5 Prediction of springback angle and error based on improved PSO-BP neural network

输入			输出		误差分析	
编号	相对弯曲半径, R/D	弯曲角度 $\angle(^{\circ})$	实验回弹角, $\Delta\theta_{\text{exp}}/(^{\circ})$	预测回弹角, $\Delta\theta_{\text{pred}}/(^{\circ})$	绝对误差 $\angle(^{\circ})$	相对误差/%
#2	3	34.20	2.20	2.388	0.188	8.50%
#3	2	34.50	1.10	1.018	-0.082	7.50%
#4	2	66.20	1.30	1.257	-0.043	3.30%
#5	2	91.20	1.70	1.547	-0.153	9%
#8	2	52.50	1.70	1.646	-0.054	3.20%

由图 5 可以看出,直接基于 BP 神经网络算法构建预测模型,当用 51 组样本数据进行模型的训练与测试时,仅需约 0.03 小时(约 108 秒)即可完成计算,预测结果与目标结果之间的平均误差为 24.8%。而采用基本 PSO 算法优化 BP 神经网络后构建预测模型,计算出的预测结果与目标结果间平均误差为 15.8%,与基于 BP 神经网络构建的预测模型相比预测精度有效提高,但其计算效率显著降低,需要约 1.5 小时才能完成计算。

为了提高预测精度的同时尽可能不牺牲计算效率，实现预测精度与计算效率之间的平衡，如第 2 节所述，对算法进行进一步改进。将粒子群算法速度更新公式中的惯性权重 w 更改为非线性惯性权重，使得权重 w 随着迭代次数的增加非线性递减，从而灵活地调整全局搜索与局部搜索能力之间的平衡，提高粒子群算法的优化能力，进而实现 BP 神经网络泛化能力的提升，有效提高预测精度。改进的算法虽然提高了预测能力，但在实际应用中往往需要计算 2.5~3 小时才能获得预测结果，计算效率并未得到改善。因而，在此基础上，将遗传算法的杂交环节引入粒子群算法中，提高粒子群算法的搜索能力并加快算法的收敛速度，从而实现了粒子群算法的进一步改进。如图 7 所示，通过改进的粒子群算法优化 BP 神经网络后，在相同条件下仅约 0.08 小时（约 300 秒）左右就可以获得最终的预测结果，并且神经网络的泛化能力也得到进一步提高，与目标结果间平均误差为 6.3%，使得预测精度更高。

因此，本文所提出的基于改进的 PSO-BP 神经网络算法构建的机器学习预测模型可以同时满足具有高的预测精度及良好的计算效率的目标。此外，由于本文所采集的数控弯曲回弹样本数据仅 51 组，并且个别数据存在误差，因此造成模型个别预测结果误差较大，在后续研究过程中通过在一定范围内增加高质量回弹数据的积累，可以进一步提高机器学习预测模型的预测精度。

针对弯曲回弹补偿预测问题，采用相同的研究思路，通过大量弯曲实验及有限元模拟相结合的方法获得管材数控弯曲补偿数据，以补偿后弯曲角作为预测模型的输出，由大量训练样本数据对基于改进的 PSO-BP 神经网络算法构建的机器学习预测模型进行训练后，则可以进行管材弯曲回弹补偿的有效预测，从而实现弯管回弹准确预测和补偿，达到提高弯管类构件的成形精度及成形稳定性的目的。

综上所述，本文对基本 PSO 算法进行改进，进而由改进的 PSO 算法优化 BP 神经网络。在此基础上所构建机器学习预测模型具有良好的预测精度的同时，能够保证较高的计算效率，并且针对管材数控弯曲回弹与补偿问题表现出较好的适用性。

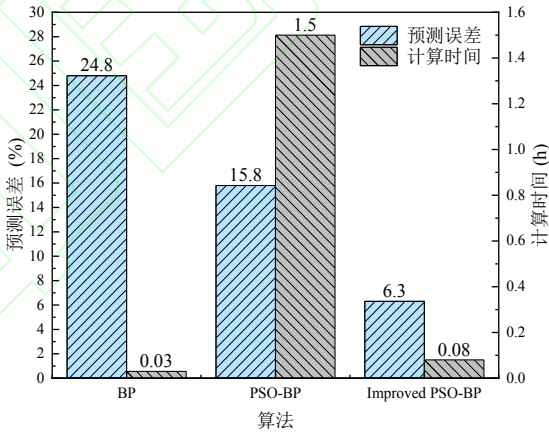


图 5 不同预测模型预测误差及计算时间对比

Fig.5 Comparison of prediction errors and calculation time of different models

4 结论与展望

本文针对管材弯曲回弹有效预测与补偿的关键问题，提出了基于改进的机器学习算法建模的回弹控制技术，并在铝合金管材数控弯曲中实现了应用，为弯管回弹精确、高效控制提供了指导。获得的主要结论如下：

(1) 基于 BP 神经网络算法基本框架，通过引入非线性惯性权重及遗传算法的杂交算子对 PSO 算法进行改进，进而构建了改进的 PSO-BP 神经网络算法。基于该算法建立了管材

数控弯曲回弹预测和补偿机器学习模型。所建模型适用于涉及材料参数、几何参数等多变量影响下的非线性回弹预测与补偿问题。

(2) 以铝合金管数控弯曲过程为对象,实现了机器学习模型在回弹预测和补偿中的应用。本文所建模型的预测结果与目标结果间平均相对误差为 6.3%,与基于 BP 神经网络、基本 PSO-BP 神经网络算法构建模型相比,预测精度最大提高了 18.5%,计算时间可以从 1.5 小时减少至 300 秒,实现了模型精度和计算效率的双赢。

(3) 本文建立的机器学习回弹预测和补偿模型普适性强。在后续研究中,将采用数值仿真结合典型实验的方法为模型提供大数据源,从而提高预测精度,降低制造成本。此外,该模型可集成到弯管生产系统中,利用实时生产数据进行训练实现工业应用。最后在机器学习模型基础上,结合离线学习和在线学习,探索弯管回弹闭环控制策略。

参考文献:

- [1] 李恒, 杨合, 宋飞飞, 等. 材料性能波动下 TA18 钛管绕弯回弹行为[J]. 稀有金属材料与工程, 2014(1): 64-71.
LI Heng, YANG He, SONG Feifei, et al. Bending resilience behavior of Ta18 titanium tube under material property fluctuation [J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2014(1): 64-71.
- [2] 许旭东, 李光俊. 飞机导管数字化生产线探讨[J]. 航空制造技术, 2005(09): 74-76+80.
XU Xudong, LI Guangjun. Discussion on digital production line of aircraft conduit [J]. Aviation Manufacturing Technology, 2005(09):74-76+80.
- [3] 韩志仁, 吕彦盈, 刘宝明, 等. 飞机焊接导管数字化制造技术研究[J]. 航空制造技术, 2017, 60(8): 95-98.
HAN Zhiren, LV Yanying, LIU Baoming, et al. Research on digital manufacturing technology of aircraft welding pipe[J]. Aviation Manufacturing Technology, 2017, 60(8): 95-98.
- [4] 詹梅, 杨合, 栗振斌. 管材数控弯曲回弹规律的有限元分析[J]. 材料科学与工艺, 2004(04): 14-17.
ZHAN Mei, YANG He, LI Zhenbin. Finite element analysis of springback law in numerical control bending of pipes [J]. Materials Science and Technology, 2004 (04): 14-17.
- [5] 宋飞飞, 杨合, 李恒, 等. TA18 高强钛管数控弯曲回弹工艺参数影响的显著性分析[J]. 稀有金属材料与工程, 2013, 42(1): 43-48.
SONG Feifei, YANG He, LI Heng, et al. Significant analysis of the influence of the technological parameters of the numerical control bending rebound of TA18 high strength titanium tube [J]. Rare metal materials and engineering, 2013, 42 (1): 43-48.
- [6] ZHOU Yingping, LI Pengfei, LI Mingzhe, et al. Residual stress and springback analysis for 304 stainless steel tubes in flexible-bending process[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(1):1-9.
- [7] YANG He, LI Heng, ZHANG Zhiyong, et al. Advances and trends on tube bending forming technologies[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2012, 25(1): 1-12.
- [8] 黄卫东, 陈保国, 张卫红, 等. 民用飞机构件先进成形技术[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2016: 412-418.
HUANG Weidong, CHEN Baoguo, ZHANG Weihong, et al. Advanced Forming Technology of Civil Aircraft Components[M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 2016: 412-418.
- [9] LI Heng, MA Jun, LIU Biying, GU Ruijie, et al. An insight into neutral layer shifting in tube bending[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2018, 126: 51-70.
- [10] ZHAN Mei, WANG Yan, YANG He, LONG Hui. An analytic model for tube bending springback considering different parameter variations of Ti-alloy tubes[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2016, 236: 123-137.

- [11] JEONG Ho-seung, HA Man-yeong, CHO Jong-rae. Theoretical and FE analysis for inconel 625 fine tube bending to predict springback. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2012, 13: 2143–2148.
- [12] LI Heng, YANG He, SONG Feifei, et al. Springback characterization and behaviors of high-strength Ti–3Al–2.5V tube in cold rotary draw bending[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2012, 212(9): 1973–1987.
- [13] MA Jun, YANG He, LI Heng, et al. Springback prediction of titanium tube bending considering Bauschinger effect and Young’s modulus variation[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2016, 734: 032113.
- [14] SONG Feifei, YANG He, LI Heng, ZHAN Mei, LI Guangjun. Springback prediction of thick-walled high-strength titanium tube bending[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, 26(5): 1336–1345.
- [15] LIAO Juan, XUE Xin, Myoung-Gyu Lee, Frederic Barlat, Jose Gracio. On twist springback prediction of asymmetric tube in rotary draw bending with different constitutive models[J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2014, 89: 311–322.
- [16] HASSANIN M F, SHOEB A M, HASSANIEN A E. Grey wolf optimizer-based back-propagation neural network algorithm[C]// *International Computer Engineering Conference*. Cairo, 2016: 213–218.
- [17] 刘婧瑶, 唐承统, 宁汝新. 管材数控绕弯回弹实验研究及 BP 网络预测模型[J]. *塑性工程学报*, 2009, 16(06): 85–90.
- LIU Jingyao, TANG Chengtong, NING Ruxin. Experimental research and BP network prediction model of pipe bending springback [J]. *Journal of Plastic Engineering*, 2009, 16 (06): 85–90.
- [18] INAMDAR M, DATE P P, NARASIMHAN K, et al. Development of an Artificial Neural Network to Predict Springback in Air Vee Bending[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2000, 16(5):376–381.
- [19] 王晓莉, 穆瑞, 张咏琴. 基于 BP 神经网络的薄板成形回弹仿真预测 [J]. *锻压技术*, 2016, 041(006):146–149, 160.
- WANG Xiaoli, MU Rui, ZHANG Yongqin. Springback simulation prediction of sheet metal forming based on BP neural network [J]. *Forging technology*, 2016, 041(006): 146–149, 160.
- [20] HAN Fei, MO Jianhua, QI Hongwei, et al. Springback prediction for incremental sheet forming based on FEM-PSO technology[J]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2013, 23(4): 1061–1071.
- [21] LIU Wenjuan, Liu Qiang, RUAN Feng, et al. Springback prediction for sheet metal forming based on GA-ANN technology[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2007, 187:227–231.
- [22] 中国机械工程学会塑性工程学会. 锻压手册: 第 2 卷冲压[M]. 3 版. 北京: 机械工业出版社, 2008: 296–312.
- China Society of Mechanical Engineering, Society of Plastic Engineering. *Forging Manual: Volume 2 Stamping* [M]. 3rd Edition. Beijing: China Machine Press, 2008: 296–312.
- [23] 王博怀. 船用管件数控绕弯回弹及工艺研究[D]. 四川: 西南科技大学, 2018.
- WANG Bohuai. *Research on Springback and Technology of Numerical Control Bending of Marine Pipe Fittings*[D]. Sichuan: Southwest University of science and technology, 2018.
- [24] DING Shifei, SU Chunyang, YU Junzhao. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2011, 36(2): 153–162.
- [25] BERGH F V D, ENGELBRECHT A P. A study of particle swarm optimization particle trajectories[J]. *Information Sciences*, 2006, 176(8): 937–971.
- [26] 冯斌, 毛建中, 胡晖. 基于 BP 神经网络的条带刚凸特征回弹预测[J].*锻压技术*, 2020, 45(03): 20–26.
- FENG Bin, MAO Jianzhong, HU Hui. Springback prediction based on BP neural network for strip rigid convex

characteristics [J]. Forging technology, 2020, 45 (03): 20-26.

- [27] LIN Sen, WANG Guanglong, CHEN Yingjie, et al. Warehouse Environment Parameter Monitoring System and Sensor Error Correction Model Based on PSO-BP[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017(03): 109-116.
- [28] WANG Fengsheng, CHEN Lihunan. Particle Swarm Optimization (PSO)[M]. USA: Springer, 2013.
- [29] BANSAL J C, SINGH P K, SARASWAT M, et al. Inertia weight strategies in particle swarm optimization[C]// 2011 Third World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing. Salamanca, 2011: 633-640.
- [30] CHEN Yonggang, LI Lixiang, XIAO Jinghua, et al. Particle swarm optimizer with crossover operation[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2018, 70: 159-169.

作者简介：陈光耀，男，1996 年生，硕士研究生。主要研究方向为管材弯曲回弹精确预测和控制。

李恒 (通信作者)，男，1977 年生，教授、博士研究生导师。主要研究方向为高服役性能薄壁轻量化构件精确塑性成形设计制造。

E-mail: liheng@nwpu.edu.cn