

基于 PGWO-BP 神经网络的管材自由弯曲精确成形参数预测

谢媛媛¹, 王 华¹, 徐振华¹, 王 永², 郑素娟²

(1. 南京工业大学 机械与动力工程学院, 江苏 南京 211800; 2. 江苏集萃智能制造技术研究所有限公司, 江苏 南京 211800)

摘要: 为了提高管材自由弯曲成形技术的加工精度, 针对平面弯管加工精度的成形参数开展精确预测工作, 通过建立成形参数预测模型的方法使弯曲半径和弯曲角的实验值与设计值一致。首先, 建立有限元仿真模型并通过管材加工实验进行修正, 采用优化后的仿真模型建立预测的样本数据库, 以有限元仿真得到的弯曲半径和弯曲角作为输入, 以弯曲半径和弯曲角的设计值作为输出, 结合 BP 神经网络和灰狼优化算法搭建成形参数预测模型。结果显示, 改进后的 PGWO-BP 神经网络预测的弯曲半径和弯曲角的最大误差不超过 2%, 同时利用该预测模型开发了管材精确成形的工艺参数确定软件。

关键词: 管材; 自由弯曲; 精确成形; 加工精度; 弯曲半径; 弯曲角

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.03.016

中图分类号: TG306 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3940 (2023) 03-0116-10

Prediction on precise forming parameters for free bending of tube based on PGWO-BP neural network

Xie Yuanyuan¹, Wang Hua¹, Xu Zhenhua¹, Wang Yong², Zheng Sujuan²

(1. College of Mechanical and Power Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China;

2. Jiangsu Jicui Intelligent Technology Research Institute Co., Ltd., Nanjing 211800, China)

Abstract: In order to improve the processing accuracy of free bending forming technology for tubes, the precise prediction work was conducted on the forming parameters for the processing accuracy of planar bending tubes, and the experimental values of bending radius and bending angle were consistent with the designed values by establishing the prediction model of forming parameters. Firstly, the finite element simulation model was established and modified by tube processing experiments, and the optimized simulation model was used to establish the predicted sample database. Then, taking the bending radius and bending angle obtained by finite element simulation as input, and the designed values of bending radius and bending angle as output, combined with BP neural network and grey wolf optimizer algorithm, the forming parameter prediction model was built. The results show that the improved PGWO-BP neural network predicts the bending radius and bending angle with the maximum error of no more than 2%. At the same time, the prediction model is used to develop the process parameter determination software of tube precision forming.

Key words: tube; free bending; precise forming; processing accuracy; bending radius; bending angle

三维矢量自由弯曲成形技术是指通过多轴机器人对金属材料实现塑性变形的柔性成形技术, 可以实现管件在各种弯曲半径条件下的无模成形, 有助于实现管件生产的高性能和数字化, 因而被广泛应用于航空航天、汽车、船舶海洋工程等先进技术领域。然而, 由于材料在产生塑性变形的同时存在角度回弹与延伸变长, 工艺参数的适配性低, 导致管材实际加工的精

确度不高。众多学者针对管材自由弯曲成形预测展开了研究。Hagenah H 等^[1]、Strano M 等^[2] 和 Vatter P H 等^[3] 研究了三辊推弯技术, 其中设置辊通过绕弯曲辊中心旋转或径向平移来控制弯曲平面和弯曲半径, 并建立有限元模型来预测成形参数, 研究载荷对回弹形状的影响。Kawasumi S 等^[4] 提出了通过模具的位置与姿态参数计算管件中心线的方法, 依此设计出可动模具的定位策略, 可有效预测加工后的弯管曲率半径; Lu S Q 等^[5] 采用平面应变假定和指数硬化法研究了管材弯曲变形过程中的塑性变形, 采用虚功原理推导出回弹角并根据中性层长度确定了回弹半径, 可用于快速预测管件空间弯曲成形的成形质量; 吴建军等^[6] 开展了空间自由弯曲管的回弹研究, 在原有的理

收稿日期: 2022-05-05; 修订日期: 2022-08-16

基金项目: 江苏省重点研发计划项目 (BE2019007-3)

作者简介: 谢媛媛 (1997-), 女, 硕士研究生

E-mail: xieyuan0207@163.com

通信作者: 王 华 (1978-), 男, 博士, 教授

E-mail: wanghua@njtech.edu.cn

论模型基础上, 分析了不同加载模式和硬化材料对回弹的影响, 有效地提高了空间管回弹预测的精度。Guo X Z 等^[7]研究了自由弯曲过程中的应变、应力分布, 建立了确定弯曲模位置的几种模型。张坚等^[8]基于改进的 BP 神经网络对轧制力进行了预测, 结果表明改进后的网络极大地提高了轧制力的预测精度。Zhang Z K 等^[9]利用算法搭建知识库来存储管材成形中的不稳定元素与成形参数之间的关系, 提出了一种复杂空间管材自由弯曲成形参数的获取方法, 利用对模具运动的补偿得到优化的成形参数, 该方法成功地应用于典型的空管类产品。与实际加工实验相比, 通过高精度的有限元模拟代替实际管材弯曲成形实验, 不仅大大减少反复调整模具、维修模具的成本, 而且节省了大量人力、物力成本, 极大地提高了工作效率。此外, 研究管材自由弯曲成形中成形参数的快速预测, 对提高自由弯曲成形技术的工程化具有重要的意义。

本文针对尺寸为 32 mm×2 mm 的 20 碳钢金属管材弯曲成形, 建立有限元模型, 利用神经网络预测成形参数, 提高管材成形的加工精度集中在回弹补偿上, 即对弯曲半径和弯曲角的预测与优化, 以实验值为输入, 以设计目标值为输出, 搭建高精度预测模型, 快速输出精确的成形参数。最后, 利用该预测模型开发精确成形工艺参数快速确定软件。

1 管材自由弯曲成形基本原理

图 1 为管材三维自由弯曲成形工艺原理图。主要机构包括弯曲模、球面轴承、导向机构、推进机构 4 部分。三轴自由弯曲成形的具体工艺过程为: 管材在轴向推进作用力 P_L 的作用下通过导向机构与弯曲模, 力矩 P_U 施加在球面轴承上, 管材经过弯曲模时球面轴承会带动弯曲模发生偏转运动, 当球面轴承在 x 、 y 平面内向上、下发生偏移, 且距轴向平衡位置距离为 U 时, 置于弯曲模中心的管材将成形弯曲偏心距 U , 最终完成管件弯曲成形。弯曲模球心的位置到导向机构前端在轴向的距离为弯曲的变形区长度 A , 管材在偏心距 U 和变形区长度 A 边界内实现塑性成形。

单个弯段的管材弯曲成形的基本工艺解析如图 2 所示, 一般由直线段 L_1 、过渡段 S_1 、圆弧段 S_2 及过渡段 S_3 、直线段 L_2 这 5 个阶段组成, 其中 U_{\max} 为弯曲模偏心距最大值, θ 和 R_a 分别为管件的弯曲角和弯曲半径。

每个阶段的具体计算公式如式 (1)~式 (7)

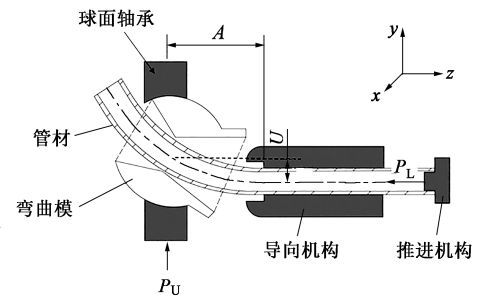


图 1 管材三维自由弯曲工艺示意图

Fig. 1 Schematic diagram of 3D free bending process for tube

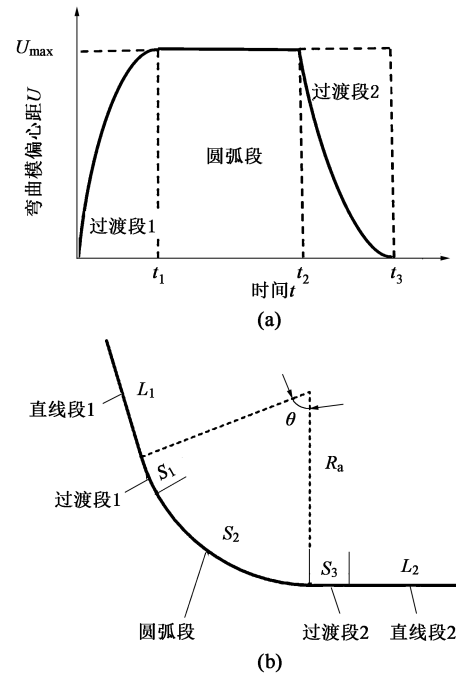


图 2 单个弯段基本工艺解析示意图

(a) 弯曲模运动曲线 (b) 对应单弯管件

Fig. 2 Schematic diagrams of basic process analysis for single bending section

(a) Movement curve of bending die (b) Corresponding single bending pipe fittings

所示^[10]。

直线段 L_1 :

$$D_1 = V_z t_0 \quad (1)$$

过渡段 S_1 :

$$U = R_a - R_a \cos \frac{V_z t_1}{R_a} + \tan \frac{V_z t_1}{R_a} \left(A - R_a \sin \frac{V_z t_1}{R_a} \right) \quad (2)$$

$$t_1 = \frac{\pi R_a \arcsin A}{180 V_z} \quad (3)$$

圆弧段 S_2 :

$$U = R_a - R_a \cos \frac{V_z t_2}{R_a} + \tan \frac{V_z t_2}{R_a} \left(A - R_a \sin \frac{V_z t_2}{R_a} \right) \quad (4)$$

$$t_2 = \frac{\pi R_a \theta}{180 V_z} - \frac{\pi R_a \frac{\arcsin A}{R_a}}{180 V_z} \quad (5)$$

过渡段 S_3 :

$$U = R_a - R_a \sqrt{1 - \left(\frac{A - V_z t_3}{R_a} \right)^2} \quad (6)$$

$$t_3 = \frac{A}{V_z} \quad (7)$$

直线段 L_2 :

$$D_2 = V_z t_4 \quad (8)$$

式中: V_z 为轴向推进速度; D_1 为直段 1 的长度; D_2 为直段 2 的长度; t_0 、 t_1 、 t_2 、 t_3 、 t_4 分别为 L_1 、 S_1 、 S_2 、 S_3 、 L_2 段的运行时间。

2 有限元仿真模型的建立及验证

2.1 有限元模型建立

采用 ABAQUS/Explicit 对管材弯曲成形过程进行有限元模拟。模型设置参数为: 管材全局设置网格大小为 2 mm, 弯曲模与管材接触处局部网格大小设置为 0.5 mm, 由于使用壳单元的部件可后处理输出壁厚变化云图, 省去测量步骤, 因此, 将需要弯曲变形的管材设置为四边形壳单元 (S4R)。弯曲模、球面轴承和导向机构采用金属材料, 假设为不变形的刚体, 因此, 弯曲模、球面轴承和导向机构的单元类型选为线性减缩积分单元 (C3D8R)。分析步设置为动力显示, 接触设为一般接触, 材料设置为各项同性, 管模的摩擦因数设置为 0.06。管坯长度为 800 mm, 弯曲模中心与导向机构之间的距离为 48 mm。最终仿真模型如图 3 所示。

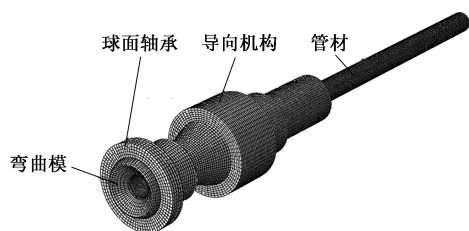


图 3 管材自由弯曲仿真模型

Fig. 3 Simulation model of free bending for tube

管材自由弯曲成形过程中伴随的回弹现象是由于管件材料属性的变化, 所以, 仿真模型中材料参数的设置是否正确将影响最终成形结果的准确性, 应与实际加工生产的同批管材的材料属性保持一致。

本文选取的 20 碳钢管材的真实应力-真实应变曲线如图 4 所示^[11], 模型参数设置如表 1 所示。

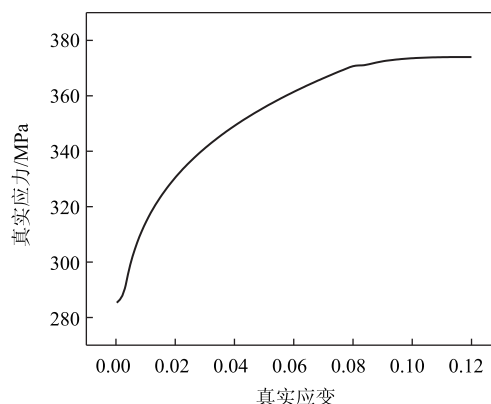


图 4 20 碳钢真实应力-真实应变曲线

Fig. 4 True stress-true strain curve of 20 carbon steel

表 1 管材模型参数

Table 1 Tube model parameters

材料	密度/(kg · mm ⁻³)	杨氏模量/GPa	泊松比	强度系数/MPa
20 碳钢	7.84	206	0.28	600

2.2 实验验证

目标为弯曲角 θ 为 100°、弯曲半径 R_a 为 160 mm 的平面管件。同时, 开展相同工况的实验设计, 最终金属管材自由弯曲成形的仿真结果与实验结果如图 5 所示, 两者的成形表面质量较为吻合, 但几何形状偏差较大。经测量得到有限元仿真结果为: 弯曲半径为 145.74 mm, 弯曲角为 109.06°; 实际加工结果为: 弯曲半径为 150 mm, 弯曲角为 91.89°。

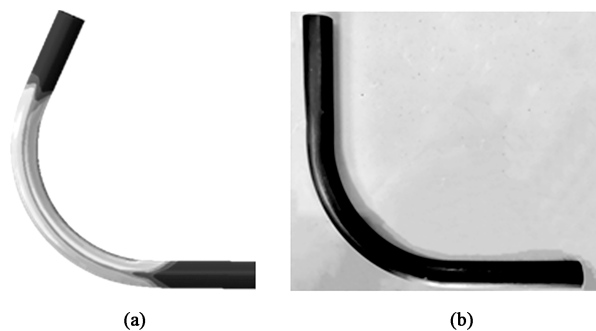


图 5 有限元仿真结果 (a) 和实际加工结果 (b) 对比

Fig. 5 Comparison between finite element simulation result (a) and actual processing result (b)

由管材弯曲成形的工艺解析公式可知, 决定成形弯曲半径的主要因素为偏心距 U , 对于固定的模具和管材其偏心距 U 为一定值, 而管材与弯曲模之间的间隙值可补偿直接作用在实际偏心距 U 上, 因此, 调整仿真模型中的管模间隙即可对应补偿偏心

距 U , 进而补偿弯曲半径的差距。成形弯曲角对应其圆弧段的弧长值, 在推进速度一定时, 可通过改变圆弧段的运行时间来控制弧长值, 因此, 弯曲角的补偿可通过对比仿真和实际加工的弧长误差规律, 在仿真模型上加入圆弧段的时间补偿值, 从而修正仿真模型得到误差较小的弯曲角。采用正交实验设计分别研究管模间隙和圆弧段的时间补偿值, 并结合实际加工得到成形规律为: 管模间隙为 0.35 mm 时, 仿真结果和实际加工的弯曲半径误差最小, 圆弧段的时间补偿值为减去 S_1 运行时间的 $2/3$ 倍, 即调整式 (5) 中的时间值, 修正公式如式 (9) 所示, 其中 t'_2 为修正后的 t_2 。

$$t'_2 = \frac{\pi R_a \theta}{180 V_z} - \frac{2}{3} t_1 \quad (9)$$

使用修正后的仿真结果再次进行实验对比, 基本参数和上述一致, 最终的成形结果如图 6 所示。仿真的弯曲半径为 152.25 mm, 弯曲角为 89.95°, 与实际加工的成形结果相比, 弯曲半径误差为 1.50%, 弯曲角误差为 2.11%。两者误差均不超过 3%, 仿真和实际加工结果的吻合度较高, 因此, 可以使用该修正后的有限元模型。

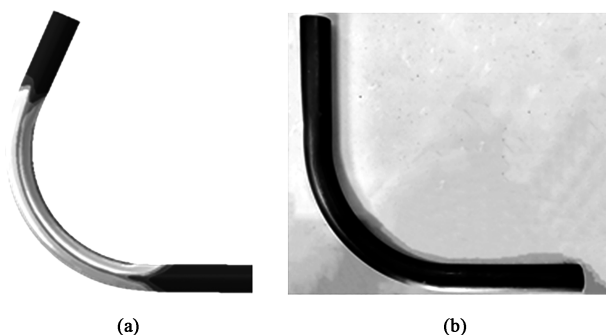


图6 修正后的有限元仿真结果 (a) 和实际加工结果 (b) 对比
Fig. 6 Comparison between modified finite element simulation result (a) and actual processing result (b)

此时, 实际加工成形与理论设计值相比, 其弯曲半径误差为 6.25%, 弯曲角误差为 8.11%。由于是针对不同材料、规格的管材成形, 成形工艺使用的经验公式的计算结果往往和实际结果有偏差, 实际加工成形环境并非理想状态, 单一理想状态下的经验公式所计算出的结果仍需考量。因此, 下一步针对实际加工的成形参数进行补偿, 通过神经网络快速预测出设计目标的成形参数, 实现管材弯曲精确成形。

3 PGWO-BP 神经网络预测及工艺参数优化软件

3.1 BP 神经网络及灰狼优化算法

3.1.1 BP 神经网络

人工神经网络是对人体大脑中的神经元组成的神经网络结构抽象化, 与大脑不同的是, 它是基于信息处理的角度从单个神经元缔结然后连接建立不同的模型, 连接方式的差异会形成各样的网络结构^[12]。自研发至今, 已经成功地被广泛应用在多个行业的数学建模和结果预测当中。BP 神经网络是人工神经网络的一种, 它的特点在于训练数据搭建模型时, 每次遍历采用结果正向传递、误差逆向反馈, 在误差反馈后根据梯度下降算法重新分配权阈值, 最终达到目标精度或最大迭代次数时训练截至, 模型建立完成。因此, 对于数据本身的差异性较大, 同时函数关系为非线性的数学问题时, BP 神经网络可有效逼近非线性函数。BP 神经网络的结构可分为输入层、隐含层和输出层, 其结构如图 7 所示。

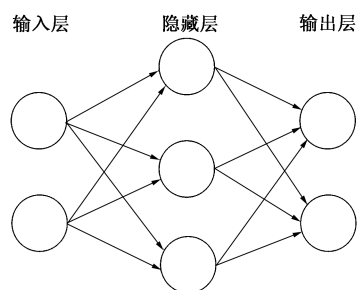


图7 BP 神经网络结构 (3层)
Fig. 7 BP neural network structure (Three layers)

BP 神经网络训练的实质即通过误差反向传递、梯度下降法不断分配调整权阈值, 使得网络模型最终输出的损失函数满足目标精度要求。但是, 由于误差传递繁琐且方法缓慢, 因此, 训练出的模型的收敛速度比较缓慢, 同时结果不稳定, 易陷入局部最小解。

3.1.2 灰狼优化算法

Mirjalili S 等^[13] 在 2014 年提出了灰狼优化 (Grey Wolf Optimizer, GWO) 算法, 主要是模拟自然界的灰狼猎捕行为, 学习灰狼种群在野外狩猎觅食的机制来完成整个优化工作。该算法将灰狼种群分为 4 个等级, 将目标优化对象作为灰狼个体, 将所要解决的优化问题作为适应度函数, 计算每个个体的适应度值, 按照适应度值的优劣将个体划分, 前

3 名作为最优灰狼 α 、次优灰狼 β 和第 3 优灰狼 δ ，剩余灰狼作为 ω ，他们从高到低依次附属听从命令。在捕猎食物即搜索寻优过程中，由 α 、 β 、 δ 灰狼首先开展对猎物的追捕，在前 3 名灰狼搜索得到目标猎物的位置信息后，会依此向下传递当前位置，剩余个体灰狼 ω 则负责追随上级进行追踪和围捕，最终猎捕的猎物位置即为优化问题的解，图 8 为灰狼种群进行猎捕过程中的位置更新示意图。其中， a_1 、 a_2 、 a_3 分别为 α 、 β 、 δ 的收敛因子， C_1 、 C_2 、 C_3 分别为 α 、 β 、 δ 的随机系数向量， D_α 、 D_β 、 D_δ 为 α 、 β 、 δ 与其他个体之间的距离， R 为猎物活动范围。

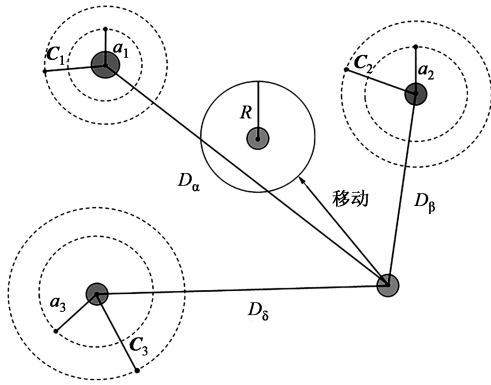


图 8 灰狼优化算法中的位置更新示意图

Fig. 8 Schematic diagram of locatin update in GWO algorithm

鉴于基础 BP 神经网络搭建的模型在实际求解问题时求解精度低、泛化能力弱等缺点，考虑采用优化算法优化 BP 神经网络，将 BP 神经网络的权重和阈值作为灰狼个体，根据围捕中前 3 名灰狼对猎物的位置判断，向下级不断传递信息并更新个体位置，即等同于将通过适应度函数计算得到的结果再不断更新权重和阈值，最终获得猎物的具体位置即优化目标值。

灰狼优化算法模拟分等级的狼群进行猎捕目标的过程，其中包含的参数较少，分级而动收集信息使得其具有较强的收敛性能，针对优化问题更易于实现。该算法的主要数学模型分为以下几个步骤。

(1) 社会等级分层

GWO 算法的优化过程主要由每次迭代种群中最好的 3 匹狼 α 、 β 、 δ ，即为 BP 神经网络的权阈值计算的适应度值的 3 个最优解，最终来指导完成。

(2) 包围猎物

灰狼在搜索猎物时会根据位置信息逐渐地接近猎物，并和下级传递信息包围它，该行为的数学模型如下：

$$X_{1,2,3}(t+1) = X_{\alpha,\beta,\delta}(t) - A_{1,2,3} \times D_{\alpha,\beta,\delta} \quad (10)$$

$$D_{\alpha,\beta,\delta}(t) = |C_{1,2,3} \times X_{\alpha,\beta,\delta}(t) - X(t)| \quad (11)$$

式中： $D_{\alpha,\beta,\delta}(t)$ 分别为第 t 次迭代的 α 、 β 、 δ 与其他个体间的距离； $X_{\alpha,\beta,\delta}(t)$ 分别为第 t 次迭代的 α 、 β 、 δ 的当前位置； $X_{1,2,3}(t+1)$ 分别为灰狼更新后的位置； $X(t)$ 为 t 次迭代其他个体灰狼 w 的位置； $C_{1,2,3}$ 为随机系数向量，其计算公式如下：

$$A_{1,2,3} = 2a \times \text{rand} - a \quad (12)$$

$$C_{1,2,3} = 2 \times \text{rand} \quad (13)$$

$$a = 2 - \frac{t}{t_{\max}} \quad (14)$$

式中： a 为控制因子，随迭代次数增加从 2 线性递减至 0； rand 为 (0, 1) 的随机数向量； t_{\max} 为最大迭代次数。

(3) 狩猎行为的数学模型

在每次迭代过程中，保留当前种群中最好的 3 只灰狼 (α 、 β 、 δ)，然后根据他们的位置信息来更新其他个体灰狼 ω 的位置。该行为的数学模型在包围公式的基础上修改，下一次迭代位置可表示为：

$$X(t+1) = \frac{X_1(t+1) + X_2(t+1) + X_3(t+1)}{3} \quad (15)$$

式中： $X(t+1)$ 为其他个体灰狼 ω 的最终位置。

(4) 攻击猎物

攻击猎物的模型由步骤 (2) 和 (3) 中的公式搭建，位置信息的传递将由控制因子的递减变化引起协同系数向量的改变，从而更新狼群的位置。

(5) 寻找猎物

最后，通过 α 、 β 、 δ 的位置信息来寻找猎物，他们分散出发，不断更新与猎物之间的距离和当前自身的位置信息，调整下一步的搜索位置，最后互相共享位置信息，从而集中包围攻击猎物。

3.1.3 PGWO-BP 预测模型设计

考虑到由于 GWO 算法中线性递减的控制因子不能满足灰狼优化算法的自适应搜索，收敛速度较慢，容易陷入局部最优值。因此，在基础 GWO 上引入粒子群算法参数中的矢量速度 V 和惯性权重 g ，改进灰狼优化算法迭代更新位置，具体数学模型如下：

$$D_{\alpha,\beta,\delta} = |C_{1,2,3} \times X_{\alpha,\beta,\delta}(t) - \lambda X(t)| \quad (16)$$

$$V = 0.3 \times [\text{rand}(N, d)] \quad (17)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1(t+1) + X_2(t+1) + X_3(t+1)}{3} +$$

$$\lambda \{ V + \sum_{i=1}^3 C_i \times \text{rand}_i \times [X_i(t+1) - X(t)] \} \quad (18)$$

式中: λ 为非负数的惯性因子; $rand_i$ 为 $(0, 1)$ 的随机数; $rand(N, d)$ 为灰狼数量 N 和优化维度 d 的 $N \times d$ 维度的随机矩阵, $i=1, 2, 3$, 分别代表 α 、 β 、 δ 。

公式 (18) 为灰狼个体在下一时刻的位置。继狼群完成初始化确定个体适应度值后, 引入粒子群算法中粒子自身运动速度最优解进行记忆保存的思想, 增加惯性权重 g 完成式 (18) 中 α 、 β 、 δ 狼的位置更新。

根据 BP 神经网络和灰狼优化算法基本数学模型, 针对管材弯曲成形参数的预测模型搭建的关键步骤如下。

(1) 采用 Mapminmax 函数中对于管材自由弯曲成形参数预测模型的输入参数, 即将弯管目标设计的弯曲半径值和弯曲角值进行归一化处理, 设置标准 BP 神经网络的基本参数, 其中隐含层的节点数依据经验公式 (19) 的选取, 进而确定合适的 BP 神经网络拓扑结构:

$$h = \sqrt{n + m} + s \quad (19)$$

式中: h 为隐含层节点数; n 为输入层节点数; m 为输出层节点数; s 为 $1 \sim 10$ 的常数。

(2) 初始化 GWO 算法参数, 设置灰狼的种群数量、迭代次数和目标维度, 结合迭代次数及目标维度初始化参数 s 、 A 、 C , 同时结合狼群的种群数量和目标维度, 初始化由粒子群算法引入的矢量速度 V 和惯性权重 g , 管材自由弯曲成形参数预测模型中的自变量个数 u 的计算公式为:

$$u = (n + 1)h + (m + 1)h \quad (20)$$

(3) BP 神经网络的初始权值和阈值作为灰狼个体的位置, BP 神经网络的训练误差即均方误差作为灰狼优化算法中的适应度函数, 表达式为:

$$F = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^H \sum_{k=1}^q (T_k - O_k^j)^2 \quad (21)$$

式中: F 为适应度函数; T_k 为第 k 项值的期望输出, $k=1, \dots, q$; q 为训练样本总数; O_k^j 为第 k 项值第 j 次迭代后的网络预测输出; H 为总迭代次数, $j=1, \dots, H$ 。

根据式 (21) 计算得到最优灰狼个体的位置, 并存储到 $X(t)$ 之中。

(4) 将加入矢量速度 V 和惯性权重 g 的灰狼位置更新方法进行下一次迭代的位置信息, 如式 (17)、式 (18) 所示, 直至达到目标精度或最大迭代次数搜索停止, 并输出此时适应度值最小的个体位置, 否则重复步骤 (3)。

(5) 将最终结果输出即最佳权值与阈值, 重新

代入 BP 神经网络进行训练, 达到目标精度或迭代次数上限停止。

(6) 通过上述训练得到的神经网络模型, 输入新数据即可完成管材弯曲成形参数的快速预测。

3.2 成形参数预测模型建立

3.2.1 数值模拟实验及样本库建立

相较于传统的实验加工, 贴近实际加工的数值模拟可用于自由弯曲新应用的可行性研究, 减少了物理实验和成本。为了提高实际生产的成形精度, 基于已验证的有限元仿真模型的有效性, 选取管材仿真成形的弯曲半径和弯曲角代替实际加工值作为神经网络预测模型的输入节点, 选取弯曲半径、弯曲角的目标设计值作为预测模型的输出节点。根据实际加工需求和理论分析结果, 确定弯曲半径和弯曲角的取值范围为: 弯曲半径为 $160 \sim 250$ mm, 弯曲角为 $60^\circ \sim 240^\circ$ 。

借助数值模拟手段构建成形参数预测的数据样本库。针对目标设计值的弯曲半径和弯曲角的分散范围, 选取 49 组作为预测模型的输出, 并对该 49 组参数组合进行仿真成形实验, 其成形件的弯曲半径和弯曲角作为预测模型的输入, 通过随机抽取的方式选择 41 组输入、输出作为训练样本, 剩下的参数组合作为测试样本。经过有限元仿真得到的具体数据如表 2 所示, 表 2 为 49 组数据中的 15 组数据示例。

表 2 部分样本数据

Table 2 Partial sample data

编号	仿真实验值		设计目标值	
	弯曲半径	弯曲角	弯曲半径	弯曲角
	R_a/mm	$\theta/(\circ)$	R_a/mm	$\theta/(\circ)$
1	149.98	47.57	160	60
2	148.42	80.43	160	90
3	148.10	113.39	160	120
4	151.09	141.08	160	150
5	148.01	178.05	160	180
6	148.73	210.14	160	210
7	150.01	239.89	160	240
8	163.93	48.72	175	60
9	162.89	80.89	175	90
10	163.88	112.19	175	120
11	164.62	143.58	175	150
12	163.72	177.70	175	180
13	167.52	207.23	175	210
14	167.62	234.38	175	240
15	178.28	49.83	190	60

3.2.2 标准 BP 神经网络模型

根据建立的数值模拟样本库，结合 BP 神经网络的结构，根据式（19）计算隐含层节点数的估计值为 3~12，针对这几个节点分别带入网络结构进行训练，最终得到成形结果的均方误差。计算结果如表 3 所示，由表 3 可知，当隐含层节点数为 7 时，训练误差取得最小值，即此时 BP 神经网络的预测精度最高，因此，BP 神经网络的拓扑结构为 2-7-2。

表 3 不同隐含层节点数量训练误差

Table 3 Training errors under different hidden layer node amounts

隐含层节点数量	训练误差
3	0.85
4	0.84
5	1.09
6	1.16
7	0.82
8	1.04
9	1.29
10	1.24
11	1.16
12	0.92

BP 神经网络的基本参数设置如表 4 所示。其中，由于拟牛顿法（Levenberg-Marquardt, L-M）

表 4 BP 神经网络基本参数

Table 4 Basic parameters of BP neural network

参数类型	数值	说明
网络拓扑结构	2-7-2	—
迭代次数	1000	—
目标精度	0.0001	—
学习率	0.5	—
h-o 激活函数	tansig	双曲正切 S 型传输函数
o 激活函数	purelin	线性函数
训练算法	trainlm	L-M 算法

适用于中等规模的网络模型，因此，适合该 BP 神经网络训练模型。确定 BP 神经网络的基本参数后，针对建立的 49 组实验样本进行训练测试，结果如图 9 所示。其中 R^2 为决定系数，在统计学中 R^2 的计算方法为： $R^2 = \text{回归平方和} / \text{总平方和}$ ，其中回归平方和 = 总平方和 - 残差平方和，该值用来衡量线性模型在训练数据集上的拟合程度。 R^2 值越大，说明模型的拟合程度越高。

此外，再随机选取 8 组待预测样本，利用神经网络模型进行训练验证，结果从图 9 中可以看出，不论是弯曲半径还是弯曲角的测试集结果均接近于 1，测试集中的真实值和训练好的模型的预测值比较吻合，说明该 BP 神经网络模型的收敛性较好，可用于成形参数的预测。

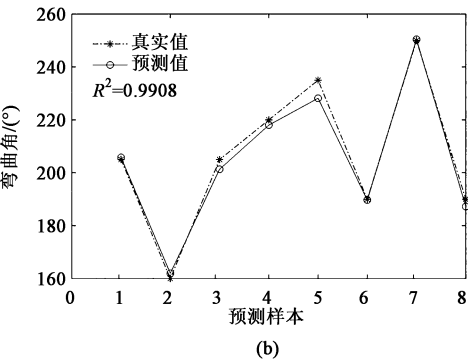
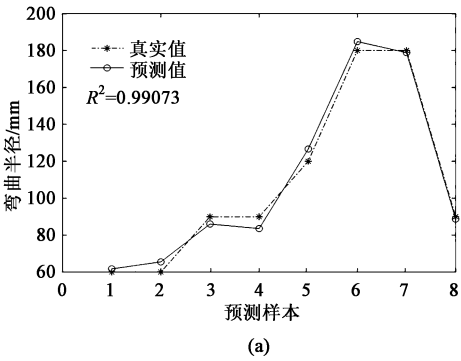


图 9 BP 神经网络训练结果

(a) 弯曲半径 (b) 弯曲角

Fig. 9 Training results of BP neural network

(a) Bending radius (b) Bending angle

但为了进一步研究稳定、收敛速度快的预测模型，应使用实际随机数据对该预测模型进行测试，BP 神经网络模型不够稳定，因此，需要对该神经网络模型进行改进，提高网络模型的泛化能力。

3.2.3 PGWO-BP 神经网络模型

采用已确定的隐含层节点数，根据相关资料研

究查阅尝试，并结合灰狼优化算法的参数设置原则，最终设置的灰狼优化算法基本参数见表 5。灰狼优化算法包含引入的粒子群改进部分的参数设置有如下原则：

(1) 灰狼数量 N 需要在优化问题的搜索强度和计算量间权衡把握，增大灰狼的数量 N ，一方面确实

表 5 灰狼优化算法基本参数

Table 5 Basic parameters of GWO algorithm

参数类型	数值	说明
灰狼数量	60	—
系数向量 A	$(-a, a)$, a 的值由-2 递减至 0	随机选择
系数向量 C	$(0, 2)$	随机选择
GWO 算法最大迭代次数	50	—

能够快速提升搜索能力、提高收敛速度，但另一方面在搜索过程中总的计算量也随之增加，因此， N

的取值范围为 20~200；

(2) 狼群的搜索上、下界由训练维度即优化对象的数量决定；

(3) 加入的惯性权重本身可通过控制速度实现搜索能力和开发能力的平衡，在优化 GWO 迭代位置时，既可设为线性递减，亦可设为非线性递减。

使用 PGWO-BP 神经网络训练模型，对 49 组实验训练建立预测模型，运行结果如图 10 所示，相比较于基础的 BP 神经网络模型，可以看到 PGWO-BP 模型的 R^2 值更接近于 1，同时该预测模型的稳定性更高。

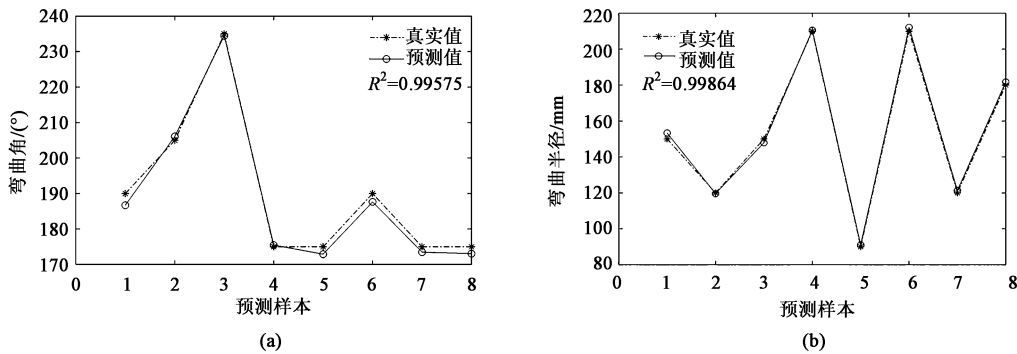


图 10 PGWO-BP 神经网络训练结果

(a) 弯曲角 (b) 弯曲半径

Fig. 10 Training results of PGWO-BP neural network

(a) Bending angle (b) Bending radius

由于神经网络很大程度依赖训练数据本身这一缺陷，所以，需要使用随机新数据进行验证，得到较好收敛性能的预测模型后，下一步将使用具体的随机新实验数据进行训练，将得到的成形参数值进行仿真，将预测值运行出的仿真和实际目标设计值比较，验证该预测模型是否可靠。

3. 2. 4 PGWO-BP 预测模型实验对比验证

根据生成的管材弯曲成形结果的训练与测试样本，采用经过验证后的精度较高的 PGWO-BP 模型进行预测，将预测值进行数值模拟得到的仿真成形结果与设计值对比，同时与标准 BP 神经网络模型预测的仿真结果进行对比，结果如表 6 和图 11 所示，其中， I_r 为弯曲半径误差， I_a 为弯曲角误差。由图 11 可知，将 BP 和 PGWO-BP 两个预测模型的预测值重新进行数值模拟后，其弯曲半径与设计值的误差均不超过 3.50%，弯曲角与设计值的误差均不超过 5%，两者均具有较高的精度。但 BP 预测模型的结果误差波动较大，预测结果不稳定，较 PGWO-BP 预测模型的结果，BP 模型的误差普遍更大。PGWO-BP 预测模型的弯曲半径误差最大为 0.61%，

表 6 BP 模型、PGWO-BP 模型的预测结果与设计值的对比

Table 6 Comparison of prediction results by BP model and PGWO-BP model with designed values

编号	弯曲半径 R_a/mm	弯曲角 $\theta/(\text{^\circ})$	BP 模型		PGWO-BP 模型	
			$I_r/\%$	$I_a/\%$	$I_r/\%$	$I_a/\%$
1	150	60	0.96	3.80	0.32	0.85
2	150	90	0.85	3.44	0.26	0.54
3	150	120	2.30	2.14	0.39	1.42
4	160	60	2.15	2.65	0.41	1.23
5	160	90	1.56	3.26	0.61	0.87
6	160	120	1.23	1.21	0.45	1.14
7	170	60	3.42	1.68	0.38	1.45
8	170	90	3.06	2.10	0.25	1.02
9	170	120	2.97	1.69	0.31	1.07
10	180	60	1.96	4.56	0.26	0.98
11	180	90	2.34	4.23	0.36	0.61
12	180	120	2.66	3.86	0.29	1.53

均不超过 1%，弯曲角误差最大为 1.53%，均不超过 2%，对于不同的输入，该模型的预测更加稳定、精准。因此，管材自由弯曲成形的 PGWO-BP 神经

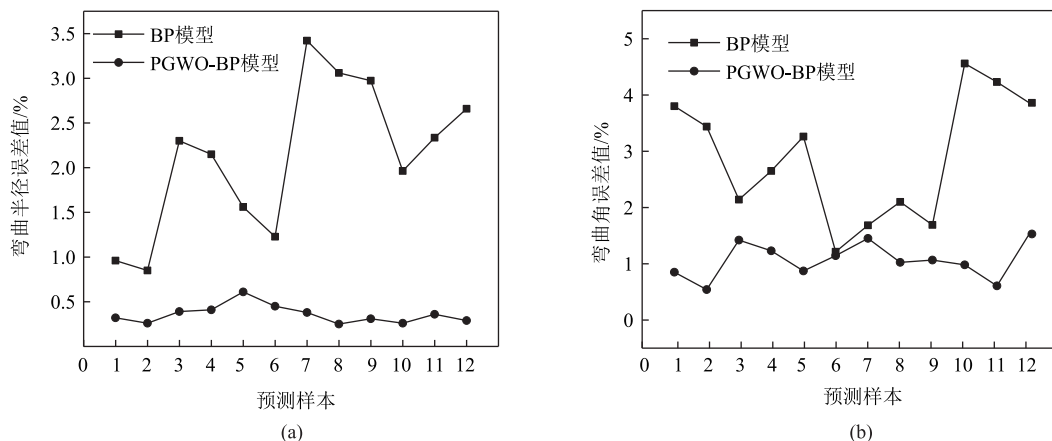


图 11 BP 和 PGWO-BP 预测模型的加工精度对比

(a) 弯曲半径 (b) 弯曲角

Fig. 11 Comparison of processing accuracy for BP and PGWO-BP prediction models

(a) Bending radius (b) Bending angle

网络模型具有较好的预测效果,可有效指导管材实现自由弯曲精确成形。

3.3 成形参数预测与工艺参数确定软件开发

图形用户界面 (Graphical User Interface, GUI) 是指人与计算机之间交互作用的工具和方法,允许用户使用键盘鼠标等设备操纵界面上的图标实现命令,完成文件调用、程序启动、执行及其他命令。Matlab 凭借包含有大量优质算法的优势,应对数据处理具有强大的能力,加上简单易用的编程特点,被广泛地应用在众多领域。

本文的管材自由弯曲成形参数预测与工艺参数快速确定系统,适用 Matlab 提供的 AppDesigner 平台,利用该平台开发多功能需求的可视化界面,完成可操作使用的用户界面。预测优化软件有两种使用方法:(1)直接编译库函数进行管材三维矢量成形工艺优化;(2)借助可视化界面调用库函数实现管材三维矢量成形工艺优化,其中基于“.mat”文件以及 App Designer 可视化设计使得该三维矢量成形工艺软件可以很好地兼容嵌入式设备。

本文采用第 2 种方法,根据实现功能需求完成控件的页面布局,基本成形参数的对话框使用数值编辑文本框,在实现预测及工艺参数确定的功能后进行回调,即添加基本参数与神经网络预测模型的连接,部分参数作为预测模型的输入,将运行后的成形结果带入 $U-R_s$ 关系公式中计算,得到已优化后的工艺参数组合,传递给结果生成区的数值编辑文本框中,最终实现弯管成形预测

及工艺参数的快速确定。软件中主要文件为“.mat”的神经网络的模型文件,“.mlapp”为软件的主要运行文件,其中包括了其所需的所有程序代码。

成形结果预测与工艺参数快速确定是基于 PGWO-BP 神经网络的预测,针对目标弯管成形的弯曲半径和弯曲角作为网络输入,经过模型训练预测得出实际加工应输入的工艺参数,最终确定成形预测与工艺参数确定的界面,如图 12 所示。

4 结论

(1) 管材成形工艺参数与精确成形的结果尚未得出明确的映射函数关系,采用补偿的方式可有效对管材自由弯曲成形的成形参数进行预测,以直接获得准确工艺参数值,达到理论设计目标值的目的。

(2) 改进后的神经网络较简单 BP 模型的收敛性更高、稳定性更强,研究表明:PGWO-BP 预测模型的弯曲半径误差不超过 1%,弯曲角误差不超过 2%,采用 PGWO-BP 神经网络预测模型可以有效地对管材弯曲精确成形的成形参数进行快速预测。

(3) 利用 Matlab 的 App Designer 平台成功开发了管材弯曲成形参数预测与工艺参数确定系统,实现快捷简便的操作平台,开发的优化系统可高效确定管材自由弯曲精确成形工艺参数。

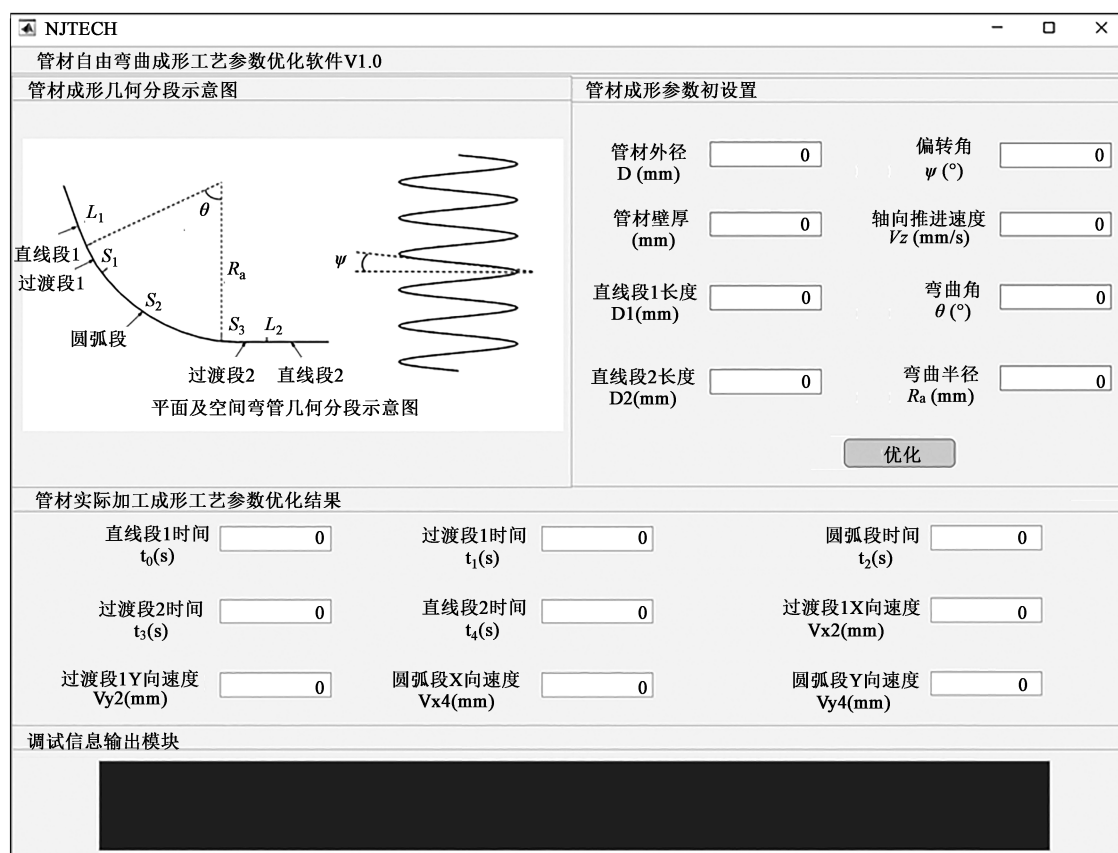


图12 管材自由弯曲成形参数预测及工艺参数快速确定软件

Fig. 12 Software of forming parameters prediction and process parameters rapid determination for tube free bending

参考文献:

- [1] Hagenah H, Vipavc D, Plettke R, et al. Numerical model of tube freeform bending by three-roll-push-bending [A]. Proceedings of 2nd International Conference on Engineering Optimization [C]. Lisbon, 2010.
- [2] Strano M, Colosimo B M, Castillo E D. Improved design of a three roll tube bending process under geometrical uncertainties [A]. AIP Conference Proceedings [C]. American: American Institute of Physics, 2011.
- [3] Vatter P H, Plettke R. Process model for the design of bent 3-dimensional free-form geometries for the three-roll-push-bending process [J]. Procedia Cirp, 2013, 7: 240-245.
- [4] Kawasumi S, Takeda Y, Matsuura D. Precise pipe-bending by 3-RPSR parallel mechanism considering springback and clearances at dies [J]. Transactions of the JSME (in Japanese), 2014, 80 (820): 343.
- [5] Lu S Q, Fang J, Wang K L. Plastic deformation analysis and forming quality prediction of tube NC bending [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2016, 29 (5): 1436-1444.
- [6] Wu J J, Zhang Z K, Shang Q, et al. A method for investigating the springback behavior of 3D tubes [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2017, 131: 191-204.
- [7] Guo X Z, Xiong H, Li H, et al. Forming characteristics of tube free-bending with small bending radii based on a new spherical connection [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2018, 133: 72-84.
- [8] 张坚, 双远华, 胡建华, 等. 基于改进的 BP 神经网络无缝钢管连轧轧制力的预测 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (5): 153-160.
- [9] Zhang J, Shuang Y H, Hu J H, et al. Prediction on rolling force in continuous rolling of seamless steel pipe based on improved BP neural network [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (5): 153-160.
- [10] Zhang Z K, Wu J K, Liang B, et al. A new strategy for acquiring the forming parameters of a complex spatial tube product in free bending technology [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2020, 282: 116662.
- [11] Guo X Z, Ma Y N, Chen W L, et al. Simulation and experimental research of the free bending process of a spatial tube [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2017, 255: 137-149.
- [12] Jiang Z Q, Yang H, Zhan M, et al. Establishment of a 3D FE model for the bending of a titanium alloy tube [J]. International journal of mechanical sciences, 2010, 52 (9): 1115-1124.
- [13] Kohzadi N, Boyd M S. A comparison of artificial neural network and time series models for forecasting commodity prices [J]. Neurocomputing, 1996, 10 (2): 169-181.
- [14] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.