

基于深度学习神经网络的铝合金型材回弹预测

王鹏鹏¹, 程子詹¹, 凌 强¹, 刘 宇¹, 王春举¹, 吴子彬², 长海博文^{2,3}

(1. 苏州大学 机电工程学院, 江苏 苏州 215131; 2. 苏州大学 高性能金属结构材料研究院, 江苏 苏州 215131;
3. 魏桥轻量化(苏州)科技有限公司, 江苏 苏州 215131)

摘要: 铝合金型材在各个领域均具有广泛的应用, 为了解决了 6061 铝合金方管在生产与加工过程中出现的回弹问题, 构建了以 Python 语言作为开发环境、Keras 作为深度学习框架的 ANN (Artificial Neural Network) 算法, 使用包含两个隐藏层的 4 层全连接神经网络模型进行数据训练。算法后端的数据库内容通过弯曲回弹试验获得, 采用结构化的 MySQL 关系型数据库系统存取和管理试验所得的 198 条弯曲回弹数据记录。最后, 通过足量的模型训练与实际预测可得, 该算法的角度回弹预测均方误差 *MSE* 的平均值为 0.044、曲率回弹预测平均绝对百分比误差 *MAPE* 的平均值为 4.255。算法训练和比较验证的结果表明, 该回弹预测系统具有满足误差要求的预测精度, 其预测结果可为铝合金型材的弯曲回弹与补偿提供有效参考。

关键词: 铝合金型材; 回弹预测; 深度学习; 人工神经网络; Keras; MySQL

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2024.07.012

中图分类号: TG386

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2024) 07-0105-07

Springback prediction of aluminum alloy profile based on deep learning neural network

Wang Pengpeng¹, Cheng Zizhan¹, Ling Qiang¹, Liu Yu¹, Wang Chunju¹, Wu Zibin², Nagaumi Hiromi^{2,3}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Soochow University, Suzhou 215131, China;

2. Performance Metal Structural Materials Research Institute, Soochow University, Suzhou 215131, China;

3. Weiqiao Lightweight Research Center at Soochow, Suzhou 215131, China)

Abstract: Aluminum alloy profiles are widely used in various fields, in order to solve the springback problem in the production and processing of 6061 aluminum alloy square tubes, an artificial neural network (ANN) algorithm was established by using Python as the development environment and Keras as the deep learning framework, and the data training was conducted by using a four-layer fully connected neural network model with two hidden layers. Then, the backend database content for the algorithm was derived by bending springback tests, and the 198 bending springback data records obtained from these tests were stored and managed by using a structured MySQL relational database system. Finally, through sufficient model training and actual prediction, the average value of a mean squared error (*MSE*) of angle springback prediction for this algorithm was 0.044, and the average of a mean absolute percentage error (*MAPE*) of curvature springback prediction for this algorithm was 4.255. The results of algorithm training and comparative validation show that this springback prediction system achieves the requisite accuracy of error requirement, which provides an effective reference for the bending springback and compensation of aluminum alloy profiles.

Key words: aluminum alloy profile; springback prediction; deep learning; artificial neural network; Keras; MySQL

现代制造业对世界产生了无可比拟的影响, 并随着工业化的推进正以空前的速度发展, 铝合金作为一种强度高、密度小、耐腐蚀、易加工的有色轻

合金材料, 已伴随着其制造技术的革新, 成为了电子、机械制造、建筑、交通运输等行业中不可或缺的材料。然而, 在塑性成形生产过程当中, 铝合金型材由于加工残余应力造成的回弹作为影响产品生产效率、加工质量以及应用效果的重要因素, 是一个长期以来就困扰着研究人员和工程师们的问题。

为了寻找解决回弹问题的有效途径, 最早期的相关研究从 20 世纪 50 年代就已经开始, 在理论基础相对受限的情况下, 彼时的研究人员曾提出建立

收稿日期: 2024-06-11; 修订日期: 2024-07-03

基金项目: 高精度型材成型加工工艺技术 (P114401222)

作者简介: 王鹏鹏 (2001-), 男, 硕士研究生

E-mail: 2276449687@qq.com

通信作者: 王春举 (1978-), 男, 博士, 教授

E-mail: cjwang@suda.edu.cn

弹性模量修正系数的方案,通过修正材料的弹性模量来实现铝合金加工过程中回弹的补偿效果^[1-2],但其在各金属制造的应用上均仅限于加工过程的弹性阶段,面对大于屈服应力的金属非线性变形阶段,修正系数法便失去了应有的回弹预测精度,这导致其通用性相对较差。在试验研究方面,压力板试验和钢球压痕试验等作为当时的主流方法虽增强了铝合金加工回弹预测的适用范围与可控性,但其高昂的试验成本与试验周期给研究人员带来了不小的经济与经验可行性方面的难题。40 余年后,计算机技术在科学研究方面的应用给回弹问题的解决带来了新的突破。从 1990 年开始,借助数值模拟技术的发展,有限元方法被应用于铝合金型材回弹的研究中^[3]。有限元模型根据金属材料的本构关系、相关力学原理与条件假设建立。有限元方法大大减少了相关试验的成本,提高了分析精度^[4],但其应用需要 Abaqus 等专业软件与技术的支持,对于复合型专业的研究人员而言,此方法不易掌握。

近年来,随着 Geoffrey Hinton (2018 年图灵奖得主) 在神经网络的深度学习领域取得了标志性突破,基于人工智能的材料回弹预测技术逐渐成为研究热点^[5]。人工神经网络作为一种模仿生物大脑神经元功能、通过大数据训练来加工信息的计算机模型,能够让研究员绕开晦涩艰深的理论而成功执行特定任务^[6]。人工神经网络通过对铝合金型材的加工数据进行分析 and 处理,可以准确地预测其回弹情况并进行补偿。目前,基于神经网络深度学习的回弹预测技术已经成为铝合金型材加工中不可或缺的技术手段之一。

1 国内外相关研究现状

在现代工业生产中,铝合金型材加工回弹的正确预测能够有效地提高加工精度、降低生产成本,从而提高产品的竞争力和市场占有率,具有较高的应用前景与价值。针对这项技术,国内外当下的研究主要集中于数值模拟和智能预测两方面。综合来看,研究者在数值模拟方面成功地探究了回弹问题的成因和影响因素。而智能预测技术在轻工业方面的广泛应用,则为铝合金型材制造过程中回弹问题的解决处理提供了一种更加灵活有效的方法。

目前,国内学者们在相关方面进行了广泛的研究,对铝合金型材回弹的影响因素进行了深入的探索。王建华^[7]使用有限元方法进行了相应研究。该

方法在取得了一定进展的同时,也指出串行循环处理的计算方式若不加改进,将难以满足实际需要。在智能制造领域,国内的机械、材料等行业也有丰富的研究与应用成果。2015 年,滕菲等^[8]通过支持向量回归机 (Support Vector Regression, SVR)、有限元模拟试验、人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 3 种技术在矩形截面型材的拉弯方面的对比应用,证明了 SVR 与 ANN 模型在回弹评价与预测方面的有效性。2020 年,西北工业大学的陈光耀等^[9]针对管材的弯曲回弹问题,提出了一种基于遗传算法优化 PSO-BP (Particle Swarm Optimization-Back Propagation) 神经网络的预测模型。该模型通过收集和分析 LF2M 铝合金等规格管材的加工数据,借助 MATLAB 软件,利用优化 PSO-BP 神经网络的参数,提高了回弹预测的精度和可靠性。其模型的预测回弹角度及误差如表 1 所示 (其中, R 为弯曲半径, d 为管材外径)。2023 年,扬州大学的占少伟等^[10]采用基于 DPSO (Dynamic Particle Swarm Optimization) 算法优化 BP 神经网络 (DPSO-BP) 的机器学习算法建模,以不同批号的不锈钢板料为研究对象,采用 DPSO-BP 神经网络模型再度提高了预测的成形角度和回弹角度的精度。

表 1 基于 BP 神经网络算法预测模型的预测回弹角度及误差
Table 1 Predicted springback angle and error of prediction model based on BP neural network algorithm

输入		输出		误差分析	
相对弯曲半径 (R/d)	弯曲角度/ $(^\circ)$	试验回弹角度/ $(^\circ)$	预测回弹角度/ $(^\circ)$	绝对误差/ $(^\circ)$	相对误差/%
3	34.20	2.20	1.477	-0.723	32.9
2	34.50	1.10	0.863	-0.237	21.6
2	66.20	1.30	1.304	0.004	0.3
2	91.20	1.70	1.643	-0.057	3.3
2	52.50	1.70	0.578	-1.122	66.0

随着智能制造与 AI 技术被越来越广泛地应用于铝合金型材回弹的预测,国外学者也在相关方面投入了大量的研究工作。2007 年,Prete D A 等^[11]利用计算机模拟方法,对冲压件的回弹进行了研究。2014 年,马来西亚国立大学的 Jamli M 等^[12]利用人工神经网络中的反向传播网络对非线性回弹进行预测。该方法能够对塑性变形后的回弹现象进行模式识别和直接映射,采用神经网络集成的方法,并与实测数据进行了比较,该研究结果表明相对于有限元分析,利用人工神经网络的回弹预测结果有所改

善。Oliveira M C 等^[13]也在类似的研究中探索了铝型材成形过程中加工应变硬化对回弹的影响，2024 年，Welo T 等^[14]针对弯管中的非线性回弹问题，采用从试验和分析回弹模型中获得的训练数据集，对 ANN 模型进行训练，最后通过预测的回弹弯曲角度来控制回弹。其所提出的 ANN 方法在矩形管的二维和三维拉伸弯曲中均得到了验证。这些研究的内容与结果给金属材料相关的回弹预测研究带来了重要的启发。

2 铝合金型材弯曲回弹试验

2.1 试验变量选择

本文的主要回弹预测型材对象为“口”字型 6061 铝合金方管，其材料的主要合金元素为镁（质量分数为 0.8%~1.2%）和硅（质量分数为 0.4%~0.8%），是一种用途广泛的结构材料，具有优异的强度重量比、耐腐蚀性和机械加工性。它是一种可热处理的合金，具有较高的强度和良好的成形性。此方管的力学性能及尺寸如表 2 所示。

表 2 “口”字型 6061 铝合金方管力学性能及尺寸
Table 2 Mechanical properties and dimensions of 6061 aluminum alloy square tube with hollow

参数	弹性模量/ GPa	泊松比	型材长度/ mm	型材厚度/ mm	截面尺寸/ (mm×mm)
数值	70	0.33	1500	2.5	45×45

在铝合金方管的弯曲试验当中，通过滚弯机设置的弯曲角度和半径（预设角度和预设半径）是决定型材弯曲回弹情况的重要因素，这两个参数值的大小将直接影响到型材的弯曲程度和应变量，进而影响回弹率。而弯曲中心角是指型材的折弯成形过程中，弯曲线与弯曲圆心之间的夹角，它反映了型材在折弯成形时的弯曲程度。弯曲中心角越大，说明型材在折弯成形时的弯曲程度越大，回弹所造成的尺寸误差也会相应增加。总的来说，在试验当中，预设角度、预设半径和弯曲中心角 α 是需要重点考虑的参数，见图 1，图 1 中， l 为型材宽度， ρ 为预设半径； r 为弯曲内径； α 为弯曲中心角， y 为尺寸偏差。

鉴于型材表面的维氏硬度也会在一定程度上影响其回弹，故将方管 4 个面的硬度也分别设置为数据库的字段，并在后期的神经网络模型中作为输入变量。

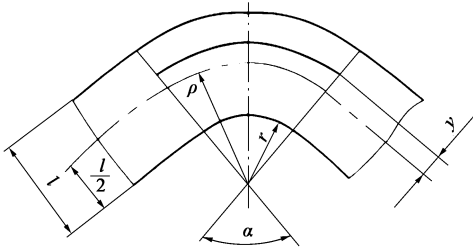


图 1 弯曲试验变量
Fig. 1 Bending test variable

2.2 型材弯曲试验工艺流程

为保证弯曲角度的精确度，本试验使用 G-CNC-A12T 全自动数控滚弯机（图 2a），其 Y 轴可达到 0.01 mm 的重复控制精度，能够在避免工件表面拉伤的情况下稳定、准确地控制材料的弯折半径。



(a)



(b)

图 2 方管弯曲成形设备 (a) 与加工状态 (b)
Fig. 2 Device (a) and processing condition (b) of square pipe bending

方管在滚弯机上加工完毕，卸去弯矩后，伴随着塑性变形出现的弹性变形将引起材料的回弹现象^[15]。为使回弹预测模型得到有效训练，数据库中

型材回弹量的精确值必不可少。本试验将借助 Romer-RA-85-7 海克斯康绝对关节臂测量仪来保证回弹数值的测量精度。

选定的参变量中,预设角度和预设半径在弯曲试验开始前通过 G-CNC-A12T 全自动数控滚弯机的生产监控仪输入。值得注意的是,为保证试验结果的一致性,每次弯曲试验均将方管 4 个外表面中维氏硬度最高的面置于顶部,弯曲中心角则在试验时通过滚弯机读出,其加工状态如图 2b 所示。

在不同的预设角度、预设半径下得到的 6061 铝合金方管的弯曲试验结果如图 3 所示。



图 3 铝合金方管的弯曲件实物图

Fig. 3 Physical map of bent parts for aluminum alloy square pipe

2.3 回弹试验数据获取

型材依据设定参数弯折后,将通过 Romer-RA-85-7 海克斯康绝对关节臂测量仪进行点云扫描以识别型材回弹后的实体状态,进而确定其角度回弹量和曲率回弹量。进一步处理扫描结果,利用 PolyWorks | Inspector,从点云数据中读出回弹相关参数值,示例如图 4 所示。

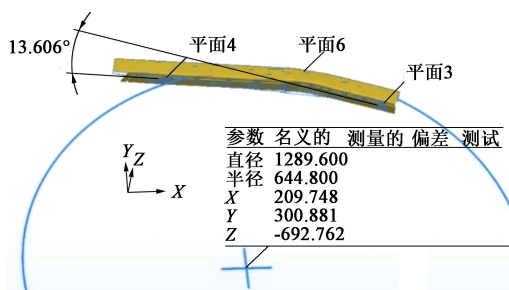


图 4 PolyWorks | Inspector 操作界面

Fig. 4 Operation interface for PolyWorks | Inspector

本回弹预测系统选用扩展性强的 MySQL 数据库与神经网络接口 Keras 结合,为了实现算法程序与数据库的快速创建与连接,使用 PyMySQL 对 MySQL LDAP 进行替换。系统的数据模型主要包括输入变

量、预测变量两大部分。同时,数据表的每条记录均增加了 id 字段作为主键,以保证数据实体的完整性。

在 MySQL 中建立数据库 AluminumData 后,用 Python 脚本通过指定的主机与用户实现数据库连接。按数据库的结构设计创建数据表 SquareTube,并按规定的数据类型添加 id、preset angle 等字段,每个方管样品在试验后均会得到一条参数值与回弹量的数据记录,用于模型训练的数据记录,之后将得到的试验数据导入 MySQL 数据库。

3 铝合金型材回弹预测神经网络设计

3.1 算法逻辑框架设计

根据弯曲试验过程中确定的回弹输入、输出变量,算法在引入需要的第三方库后,将从数据库中读取铝合金型材的预设角度、预设半径、弯曲中心角和硬度等 7 个加工过程中的参数作为输入变量,角度回弹值和曲率回弹值作为输出变量。然后使用神经网络 API (Application Programming Interface) 建立全连接神经网络,并采用合适的优化器和均方误差损失函数进行训练。训练过程中将使用回调函数,使算法在达到一定的迭代次数或误差阈值时停止训练,以保证预测训练的收敛性与拟合程度。训练完成后,程序会输出训练和验证的误差曲线图像,以及给定的铝合金型材加工参数下经过训练完毕的神经网络输出的预测回弹量。算法逻辑架构图如图 5 所示。

3.2 角度与曲率回弹预测算法的实现与优化

铝合金回弹预测系统的数据由 2.3 节获得的数据库提供,在算法中,用科学计算基础库 NumPy 将整理好的试验数据加载为多维数组以执行数据的输入变量和预测变量划分,划分好的数据被保存后,可以用于新数据的预测。

利用已知数据进行训练前,需要定义合适的人工神经网络模型。在广泛的回归和分类问题中,全连接前馈训练模型通过堆叠多个完全连接的层,可以创建深度神经网络,学习数据中的复杂特征和关系^[16]。这些网络层将层内的所有神经元连接到前一层以及下一层的神经元,并且在训练期间学习与每个连接相关联的权重。综上所述,全连接前馈神经网络是该程序的自然选择。确定了人工神经网络层的类型之后,首先定义由输入与输出组成的两层全连接网络,并依据随机失活原理,在全连接层之间

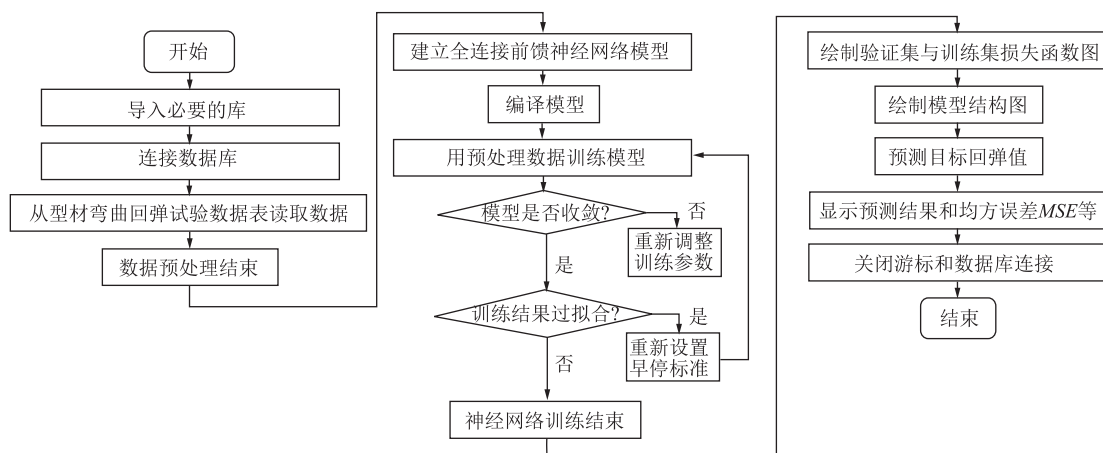


图5 算法逻辑架构图

Fig. 5 Logical architecture diagram of algorithm

传播的数值中，利用正则化形式 Dropout、按照既定的 20% 概率随机丢弃数值，以探寻在初步的神经网络搭建过程中缓解过拟合现象的可能性^[17]。依据回弹预测变量的设计，模型输入包含 7 个特征值（preset radius、bending central angle 等字段），输出定义为角度回弹量（angle recovery）和曲率回弹量（curvature rebound amount）。输入的全连接层设置 7 个神经元，输出层只需要 1 个，在输入层与输出层之间增加两个、具有 128 个神经元的全连接隐藏层，在全连接层的参数设置方面，初步应用均匀分布初始化器 glorot uniform 来初始化两个全连接层的权重矩阵，并指定 linear 曲线作为线性激活函数。

linear 曲线作为激活函数，常用于回归神经网络，计算简单且梯度传播有效性高，但对复杂和非线性关系建模的能力有限，这在很大程度上限制了神经网络的性能。为优化模型，算法的神经网络模型部分改用带泄露线性整流函数 Leaky ReLU 作为激活函数，其中负斜率系数 α 设置为 0.1。此函数作为 ReLU 的变体，继承了其计算效率高、无梯度饱和的特性，又能很好地避免神经元坏死，能够在非线性回归问题中表现出非常好的效果。算法改用非线性的激活函数 Leaky ReLU 后，glorot uniform 不再适用。因此，改用高斯分布初始化器 random normal 作为代替，人工神经网络架构图如图 6 所示。

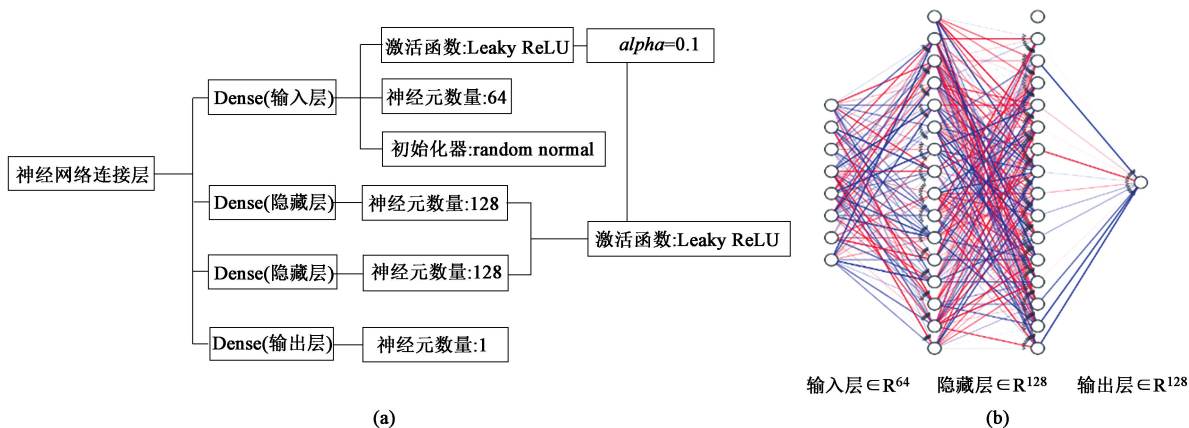


图6 神经网络架构示意图

(a) 神经网络架构扩充示意图 (b) 人工神经网络示意图

Fig. 6 Schematic diagram of neural network architecture

(a) Expansion schematic diagram of neural network architecture (b) Schematic diagram of artificial neural network

人工神经网络模型被定义好后，需要进行编译，由 Keras 的后端 TensorFlow 执行。编译期间，在其他参数保持不变的情况下，SGD 优化器以 1×10^{-6} 作

为学习率，在足够的训练轮数下表现出的预测效果最具有收敛性。但在有限的优化器学习率、批处理量和模型训练时间下，算法的预测精度难以达到标

准。由于本文中的方管弯曲并无准确的经验公式可以遵循,考虑到各个输入变量间可能存在的复杂关系,为了保证数据集训练迭代的收敛效果,有必要将非线性运算能力引入神经网络。因此,在本预测算法中,具备自适应学习率功能的 Adam 优化器是最好的选择。同时,针对数值较小的角度回弹量,选择预测值和真实值之间的均方误差 MSE 作为优化器所用的损失函数,以评估模型的训练结果。从数学的角度来看, MSE 将平均所有预测错误,如果预测值远离真实值,平方运算将使两者间的差距更加明显。假设 γ 是由 n 个预测值组成的向量, Y 是由 n 个真实值组成的向量,则它们满足以下等式:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\gamma - Y)^2 \quad (1)$$

MSE 的函数曲线处处可导,虽然对离群点比较敏感,但能够与各种梯度下降法较好地结合,有利于收敛,是回归问题中常用的损失函数。但相比于角度回弹量,曲率回弹量的数值较大,不宜再用 MSE 作为训练损失函数。曲率回弹预测的模型编译将使用平均绝对百分比误差 $MAPE$ 。 $MAPE$ 满足以下等式:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\gamma - Y}{Y} \right| \times 100\% \quad (2)$$

在 SquareTube 表中的数据已经被 NumPy 按字段划分到输入变量 x 和输出变量 y 中。深度学习的本质是推测未知事实的过程,而非记忆内容的输出,从理论上讲,让机器在已经用于训练的样例上再进行模型的性能评估不具学习意义,所以训练集和验证集应当被严格划分。因此,被编译好的神经网络模型在进行训练前应当再对数据总体按记录条数划分到训练集与验证集当中。在此回弹预测系统的初步设定中,定义数据总量的 90% 用于训练,剩余的 10% 用于验证。

4 回弹预测性能对比测试与评估

本回弹预测系统从算法构建到神经网络结构改进,依据预测结果的精度经历过若干次的调整与优化,在指定优化器的情况下,linear 函数与 gloriot uniform 更加适配,而 Leaky ReLU 的有效性需要 random normal 支持。对于预测的实际结果,Leaky ReLU、random normal、Adam 三者的搭配表现出了最好的效果,其优化对比效果如表 3 所示。

Adam 等带来的加速梯度下降以及更丰富的神经网络结构带给后端数据字段间关联性的精准表达,

表 3 角度回弹量预测实例对比结果

Table 3 Comparison results of prediction examples of angle springback amount

激活函数	初始化器	优化器	角度回弹		MSE
			真实值/(°)	预测值/(°)	
linear	gloriot uniform	SGD	19.278	19.278	45.381
Leaky ReLU	random normal	SGD	18.636	18.636	37.155
linear	random normal	SGD	19.775	19.775	52.334
Leaky ReLU	gloriot uniform	SGD	19.600	19.600	49.827
linear	gloriot uniform	Adam	18.183	18.183	31.836
Leaky ReLU	gloriot uniform	Adam	17.739	17.739	23.061
linear	random normal	Adam	18.723	18.723	38.220
Leaky ReLU	random normal	Adam	16.506	16.506	15.724

使得通过再一次增加模型训练时长实现预测误差的下降成为可能。结合提前停止、数据随机乱序等功能的添加,算法运行情况如表 4 所示。

表 4 回弹预测实例对比结果

Table 4 Comparison results of springback prediction examples

角度回弹			
角度回弹真实值/ (°)	角度回弹预测值/ (°)	<i>MSE</i>	平均 <i>MSE</i>
19.232	19.250	3.554×10^{-4}	0.044
4.427	3.996	0.186	
8.230	8.197	0.001	
25.024	25.145	0.015	
39.288	39.056	0.053	
41.746	41.567	0.008	
曲率回弹			
曲率回弹真实值/ mm	曲率回弹预测值/ mm	<i>MAPE</i>	平均 <i>MAPE</i>
14.320	353.084	14.779	4.255
317.748	312.542	1.638	
781.729	785.534	0.487	
203.164	197.216	2.928	
421.516	418.679	0.673	
602.388	572.117	5.025	

表 4 中的预测数据实例显示:在该算法下,训练完毕的神经网络模型针对随机选取的角度回弹参数值,能够实现不低于 94.5% 的预测精度。在前期的算法实现过程中,曲率回弹预测的 $MAPE$ 结果因数据量受限,曾出现过拟合情况,但该现象在数据量扩充后有所改善。表 4 的实例结果显示,该算法

下曲率回弹预测模型的 *MAPE* 平均值为 4.255, 达到了理想的精度。

5 结语

本文针对铝合金型材的加工回弹问题, 提出了一种基于人工神经网络的回弹精确预测与补偿技术, 构建了铝合金型材回弹智能预测算法并记录了核心功能的实现步骤。最后在合适的批处理量对模型进行训练, 并试验验证。结果表明:

(1) 本文提出的回弹预测算法训练完毕的神经网络模型针对随机选取的角度回弹参数, 能够达到不低于 94.5% 的角度回弹量预测精度 (*MSE* 平均值为 0.044);

(2) 针对随机选取的曲率回弹参数, 数据量扩充训练完毕的神经网络模型能够达到约 95.74% 的曲率回弹量预测精度 (*MAPE* 平均值为 4.255)。

本文构建的回弹预测算法具有满足误差要求的预测精度, 其预测结果能够为同结构型材的弯曲回弹与补偿提供有效参考, 降低制造成本。

参考文献:

- [1] 姜银方, 王飞, 李新城, 等. 基于正交试验和神经网络的激光拼焊板回弹预测 [J]. 塑性工程学报, 2009, 16 (3): 40-44.
Jiang Y F, Wang F, Li X C, et al. Study on springback prediction in laser TWBs forming based orthogonal experiment and neural network [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2009, 16 (3): 40-44.
- [2] 王吉权. BP 神经网络的理论及其在农业机械化中的应用研究 [D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2011.
Wang J Q. Research on BP Neural Network Theory and Its Application in Agricultural Mechanization [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2011.
- [3] 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 (4): 349-352.
Zhan M, Yang H, Li Z B. FEM numerical analysis of springback law of NC tube bending [J]. Materials Science and Technology, 2004 (4): 349-352.
- [4] 巩伦庆, 吉晓民. 汽车翼子板的曲率对冲压回弹的影响研究 [J]. 机械设计, 2018, 35 (12): 41-45.
Gong L Q, Ji X M. Study on the influence of curvature of automobile fender upon springback [J]. Journal of Machine Design, 2018, 35 (12): 41-45.
- [5] Akrici S, Abbassi A, Abid S, et al. Roundness and positioning deviation prediction in single point incremental forming using deep learning approaches [J]. Adv. Mech. Eng., 2019, 11: 1-15.
- [6] Jenab A, Sarraf I S, Green D E, et al. The use of genetic algorithm and neural network to predict rate-dependent tensile flow behaviour of AA5182-O sheets [J]. Mater. Des., 2016, 94: 262-273.
- [7] 王建华. 基于 GPU 的显式有限元快速计算方法及在车身设计制造中的应用 [D]. 长沙: 湖南大学, 2011.
Wang J H. Fast Calculation Method Based GPU of Explicit Finite Element and Application of Design and Manufacturing for Vehicle Body [D]. Changsha: Hunan University, 2011.
- [8] 滕菲, 梁继才, 张万喜, 等. 矩形截面型材三维拉弯成形的回弹预测 [J]. 华南理工大学学报 (自然科学版), 2015 (2): 107-113.
Teng F, Liang J C, Zhang W X, et al. Springback Prediction of Rectangular Profiles During Three-dimension Stretch Bending Forming [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2015 (2): 107-113.
- [9] 陈光耀, 李恒, 贺子芮, 等. 基于机器学习的管材弯曲回弹有效预测与补偿 [J]. 中国机械工程, 2020, 31 (22): 2745-2752.
Li G Y, Li H, He Z R, et al. Effective prediction and compensation of springbacks for tube bending using machine learning approach [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31 (22): 2745-2752.
- [10] 占少伟, 龚俊杰, 韦源源, 等. 基于 DPSO-BP 神经网络的 V 形自由折弯成形角度和回弹预测 [J]. 锻压技术, 2023, 48 (8): 151-157.
Zhan S W, Gong J J, Wei Y Y, et al. Prediction on V-shaped free bending angle and springback based on DPSO-BP neural network [J]. Forging & Stamping Technology, 2023, 48 (8): 151-157.
- [11] Prete D A, Primo T, Vitis D A A. Non deterministic approach in metal forming springback simulation [J]. Key Engineering Materials, 2007, 67 (344): 399-410.
- [12] Jamli M, Ariffin A, Wahab D. Integration of feedforward neural network and finite element in the draw-bend springback prediction [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41 (8): 3662-3670.
- [13] Oliveira M C, Alves J L, Chaparro B M, et al. Study on the influence of work-hardening modeling in springback simulation accuracy of V-free bending [J]. International Journal of Plasticity, 2007, 23: 426-439.
- [14] Welo T, Ringen G, Wang J. Smart control of springback in stretch bending of a rectangular tube by an artificial neural network [J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2024, 146: 040905.
- [15] 鄂大辛, 宁汝新, 唐承统, 等. 管材的回转牵引弯曲试验及回弹分析 [J]. 北京理工大学学报, 2006 (5): 410-412, 432.
E D X, Ning R X, Tang C T, et al. Experiments and analysis on the spring-back in rotary-drawing tube bending [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2006 (5): 410-412, 432.
- [16] 张驰, 郭媛, 黎明. 人工神经网络模型发展及应用综述 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (11): 57-69.
Zhang C, Guo Y, Li M. Review of development and application of artificial neural network models [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57 (11): 57-69.
- [17] 张慧. 深度学习中优化算法的研究与改进 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.
Zhang H. Research and Improvement of Optimization Algorithms in Deep Learning [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018.