DOI: 10.3901/JME.2020.01.148

基于改进 BP 神经网络面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的智能宏观工艺规划*

张 禹^{1,2} 李东升¹ 董小野¹ 王志伟¹ 杨树华² 巩亚东¹

(1. 东北大学机械工程与自动化学院 沈阳 110819;

2. 沈阳鼓风机集团股份有限公司 沈阳 110869)

摘要: 智能工艺规划是实现智能制造的关键技术。面向新型 NC 编程数据接口国际标准 STEP-NC(STEP-compliant numerical control, STEP-NC), 一种基于改进 BP 神经网络面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的智能宏观工艺规划方法被提出。在该方法中, 用于 STEP-NC 2.5D 制造特征加工操作方法决策的集成 BP 神经网络模型首先被建立。考虑到 BP 神经网络容易陷入局部最优和收敛速度慢, 将混沌算法、遗传算法和 BP 神经网络算法相结合得到用于加工操作方法决策的改进的 BP 神经网络。在此基础上, 将零件的加工信息归一化处理后输入到改进的神经网络中, 进而实现了 STEP-NC 2.5D 制造特征加工操作方法的智能生成。最后, 通过实例验证了该方法的有效性和可行性。

关键词: STEP-NC; 宏观工艺规划; 加工操作方法; 改进 BP 神经网络

中图分类号: TH166

The Intelligent Macro-process Planning Based on an Improved BP Neural Network for STEP-NC 2.5D Manufacturing Features

ZHANG Yu^{1,2} LI Dongsheng¹ DONG Xiaoye¹ WANG Zhiwei¹ YANG Shuhua² GONG Yadong¹

(1. School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819;

2. Shenyang Blower Works Group Corporation, Shenyang 110869)

Abstract: The intelligent process planning is a key technology to realize intelligent manufacturing. For the novel NC data model called STEP-NC, an intelligent macro-process planning method based on an improved BP neural network for STEP-NC 2.5D manufacturing features is proposed. In the method, an integrated BP neural network model used for machining operation decision-making of STEP-NC 2.5D manufacturing features is firstly established. Then, considering the problems of BP neural network such as local optimum and slow convergence speed, an improved BP neural network algorithm for machining operation decision-making of STEP-NC 2.5D manufacturing features is given by combining chaotic algorithm, genetic algorithm with BP neural network. Further, corresponding machining operation methods are intelligently obtained after machining information of a part is normalized and input into the improved neural network. At the end, it has been concluded by a case that the proposed method is effective and feasible.

Key words: STEP-NC; macro-process planning; machining operation method; improved BP neural network

0 前言

智能工艺规划是现代集成制造系统的重要组成部分, 是实现智能制造的关键技术^[1-2]。

传统的工艺规划往往是操作人员依赖于经验来进行决策, 由于操作人员知识水平的不一致和生产

实践经验的局限性, 往往不能考虑到影响排序的各方面因素, 因而编排的工艺路线往往不是最佳方案, 有时甚至连好的方案都谈不上。为了取代 ISO6983 标准, 国际标准化组织 ISO 提出了一个面向对象的新型 NC 编程数据接口国际标准 STEP-NC, 该标准的提出为工艺规划的智能化提供了条件^[3]。因而, 国内外很多学者对基于 STEP-NC 的工艺规划做了很多有意义的研究。在基于 STEP-NC 的加工工步序列优化研究方面, KUMAR 等^[4]建立了一个具备自学习能力的 STEP-NC 加工过程控制系统, 该系统以零件加

* 国家自然科学基金(51205054)、中国博士后科学基金(2017M611245)、中央高校基本科研业务费专项资金(N180313010)、中央高校基本科研业务费专项资金(N160304009)、辽宁省自然科学基金(2019-MS-124)和东北大学博士后基金资助项目。20190209 收到初稿, 20190725 收到修改稿

工精度和表面质量为目标,应用自学习算法决策最优的加工工步序列。之后,同济大学的欧阳华兵等^[5]以加工成本为优化目标,采用混合式遗传算法寻求基于 STEP-NC 的最优工步序列。黄凤立等^[6]以工艺装备更换次数为优化目标,采用动态禁忌特征调整的蚁群算法求解最优的工步序列。WANG 等^[7]以加工能耗为优化目标,采用基于本体技术和蚁群算法的混合优化算法对基于 STEP-NC 的工步序列进行了优化。在基于 STEP-NC 的工艺参数优化研究方面,ZHANG 等^[8]构建了一种以表面粗糙度为评价依据的工艺规划系统 PPS,该系统能够根据操作者输入的加工参数计算出切削后的表面粗糙度,从而判断加工参数是否符合加工要求。之后,RIDWAN 等^[9-10]提出一种基于 STEP-NC 的加工状态监测系统 MCM,该系统通过对加工状态的监测来区分粗精加工过程,并根据不同的加工过程分别以加工时间和表面质量为目标自适应优化加工参数。此外,东北大学的王国勋^[11]提出一种参数自适应协同粒子群算法,并利用该算法求解以加工时间和加工成本为目标的基于 STEP-NC 的工艺参数优化问题。综上所述,目前大多数研究都是对基于 STEP-NC 的加工工步序列优化和基于的 STEP-NC 的加工工艺参数优化进行研

究,而对于 STEP-NC 制造特征加工操作方法决策的文献却少有涉及。由于制造特征加工操作方法的决策(宏观工艺规划)是基于 STEP-NC 的工艺规划是第一环节,也是关键环节。因此,本文对基于改进 BP 神经网络面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的智能宏观工艺规划进行了研究。

1 STEP-NC 数据模型

如图 1 所示,STEP-NC 的数据模型主要包括工件数据模型和加工计划数据模型。工件数据模型通过一系列的制造特征进行描述,加工计划数据模型则是通过加工工步的有序排列进行描述,而每个加工工步可通过加工操作对制造特征的加工工艺进行描述。通过这种结构化的数据模型可以清楚全面地描述工件的所有几何信息和工艺信息,这为工艺规划的非线性和智能化提供了条件。在实际工业产品的生产制造中最常用到的是 STEP-NC 2.5D 制造特征,它是数控机床中能够使用二轴联动,第三轴定期进给所能加工的所有制造特征的总称^[12]。考虑它的实用性,本文以 STEP-NC 2.5D 制造特征为研究对象进行智能宏观工艺规划研究。

图 1 STEP-NC 数据模型

2 基于改进 BP 神经网络面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的智能宏观工艺规划方法

STEP-NC 宏观工艺规划,即决策 STEP-NC 制造特征的加工操作方法,是一个复杂的非线性的推

理过程。而 BP 神经网络^[13]是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,具有超强的自学习、自组织能力,能够进行非常复杂的非线性推理。但是,传统 BP 神经网络收敛速度慢,容易陷入局部极值,重要原因之一是其初始权值和阈值随机生成。因此,本文采用遗传算法对 BP 神经网络进行改进,即通过遗传算法的智能优化获取最优的初始权值和阈值,从而提高 BP 神经网络的寻优性能。同时,为

为了避免遗传算法^[14]陷入局部最优和“早熟”，采用混沌算法^[15]对遗传算法进行了改进，即将混沌思想引入优化变量中，将遍历范围“放大”到整个变量的取值范围，并给最优值附加一个混沌扰动，进而克服了遗传算法的缺陷。因此，将混沌算法、遗传算法与 BP 神经网络算法相结合得到的改进 BP 神经网络可以进行高效、精准和智能的逻辑推理，可以高效智能地决策 STEP-NC 制造特征的加工操作方法。基于此，一种基于改进 BP 神经网络面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的智能宏观工艺规划方法被提出。该方法主要包括面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的加工操作方法决策的集成 BP 神经网络模型构建、用于加工操作方法决策的改进 BP 神经网络和加工操作方法的智能生成。

2.1 面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的加工操作方法决策的集成 BP 神经网络模型构建

由于零件往往包含多种 STEP-NC 2.5D 制造特征，若采用同一 BP 神经网络进行处理，不但网络规模大，结构复杂，学习和应用过程的时间长，而且网络的可靠性差。因此，将每一种制造特征的加

工操作方法的决策对应一个 BP 神经网络，进而构建了面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的加工操作方法决策的集成 BP 神经网络模型，其结构如图 2 所示。该集成 BP 神经网络包含了槽特征加工操作方法决策 BP 神经网络、开口式型腔特征加工操作方法决策 BP 神经网络、台阶特征加工操作方法决策 BP 神经网络、孔特征加工操作方法决策 BP 神经网络和闭口式型腔特征加工操作方法决策 BP 神经网络。如图 3~7 所示，每个子 BP 神经网络采用输入层、隐藏层、输出层三层网络结构。输入层取 8 个典型的加工属性即特征类型、特征限定尺寸、毛坯类型、材料类型、表面粗糙度、热处理方法、公差等级和批量大小作为神经网络的输入。输出层取平面粗铣、平面半精铣、平面精铣、侧面粗铣、侧面半精铣和侧面精铣等 9 种铣削加工操作方法的选择优先权系数或普通钻、中心钻、铰孔和铣螺纹等 9 种钻削加工操作方法的选择优先权系数，选择优先权系数从小到大排序可以得到特征的加工操作方法。

图 2 面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的加工操作方法决策的集成 BP 神经网络模型结构图

图 3 槽特征加工操作方法决策 BP 神经网络

2.2 用于加工操作方法决策的改进 BP 神经网络

为了提高加工操作方法决策的效率和准确性，一个改进 BP 神经网络算法被提出，其主要步骤如

下所述。

图 4 开口式型腔特征加工操作方法决策 BP 神经网络

(1) 编码方式。

每个个体由 BP 神经网络输入层与隐含层连接

权值矩阵 w_{ij} 、隐含层与输出层连接权值矩阵 w_{jk} 、隐含层阈值矩阵 a_j 、输出层阈值矩阵 b_k 四部分组成，个体编码采用实数编码方式。

图 5 台阶特征加工操作方法决策 BP 神经网络

图 6 孔特征加工操作方法决策 BP 神经网络

图 7 闭口式型腔特征加工操作方法决策 BP 神经网络

(2) 初始种群的混沌生成。

利用混沌的遍历性进行粗粒度全局搜索以形成

初始种群，从而提高初始种群个体的质量和计算效率。本文混沌算法采用 Logistic 映射

$$\beta_i^{(u+1)} = \mu \beta_i^{(u)} (1 - \beta_i^{(u)}) \quad (1)$$

式中， i 为混沌变量的序 $i=1,2,\dots,r$ ， r 为种群个体染色体的长度； u 为种群序列号， $u=1,2,\dots,M$ ， M 为种群规模的大小； β_i 为混沌变量； μ 为混沌吸引子， $\mu=4$ 。

(3) 适应度函数。

适应度是评价个体优劣的指标，能够准确地反映解的优劣。本文优化 BP 神经网络是要得到使网络训练误差最小的个体。对于 BP 神经网络隐含层的输出 H_j

$$H_j = f_1 \left(\sum_{i=1}^{n_1} \omega_{ij} \times x_i - a_j \right) \quad j=1,2,\dots,n_2 \quad (2)$$

式中， n_1 为输入层数， n_2 为隐含层数， x_i 表示 BP 神经网络的输入， $f_1(x)$ 表示输入层到隐含层的传递函数。

输出层的输出 O_k

$$O_k = f_2 \left(\sum_{j=1}^{n_2} H_j \omega_{jk} - b_k \right) \quad k=1,2,\dots,m \quad (3)$$

式中， m 为输出层数； $f_2(x)$ 表示隐含层到输出层的传递函数。

均方误差 MSE 为

$$MSE = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^m \left(d_k^{(p)} - O_k^{(p)} \right)^2 \quad (4)$$

式中， P 为样本的个数； d_k 为期望输出。

因此，适应度函数为

$$F_i = \frac{1}{MSE_i} \quad (5)$$

式中， F_i 为适应度值； MSE_i 表示第 i 个解 x_i 对应的 BP 网络实际输出和期望输出的误差。

(4) 选择操作。

根据计算出来的适应度值选择较优良的个体作为下一代进化的种群。每个个体的选择概率 P_i 为

$$f_i = \frac{K}{F_i} \quad (6)$$

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (7)$$

式中， F_i 为个体 i 的适应度值； N 为种群个体数； K 为系数。

(5) 交叉操作。

采用实数交叉法进行交叉操作，第 k 个染色体 a_k 和第 l 个染色体 a_l 在 j 位的交叉操作为

$$\begin{cases} a_{kj} = a_{kj}(1-b) + a_{lj}b \\ a_{lj} = a_{lj}(1-b) + a_{kj}b \end{cases} \quad (8)$$

式中, b 是在 $[0,1]$ 之间随机产生的。

(6) 变异操作。

将待优化的种群进行基因的同位变异, 选取第 i 个个体的第 j 基因 a_{ij} 进行变异, 操作如下

$$f(g) = r(1 - g / G_{\max})^2 \quad (9)$$

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max})f(g) & r > 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij})f(g) & r \leq 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

式中, a_{ij} 表示第 i 个个体的第 j 个基因; $a_{\max}$, $a_{\min}$ 分别为 a_{ij} 的最大值和最小值; r 是 $[0,1]$ 区间的随机数; g 为当前迭代次数; $G_{\max}$ 为最大进化次数。

(7) 附加混沌扰动。

附加混沌扰动是指在最优染色体附近混沌生成一条新的染色体, 以便获得更优的适应度值, 其算法如下

$$\alpha = 1 - \left(\frac{k-1}{k}\right)^m \quad (11)$$

$$\delta'_k = (1-\alpha)\delta^* + \alpha\delta_k \quad (12)$$

式中, δ^* 为当前最优解映射到 $[0,1]$ 区间后形成的向量, 称为最优混沌向量; δ_k 为迭代 k 次后的混沌向量, δ'_k 为加了扰动后对应的混沌向量, k 为迭代次数; α 的范围是 $[0,1]$, 采用自适应选取, 开始时希望解变动幅度大, 随着迭代次数的增加, 需要较大的 α 进行搜索; m 是一个整数, 根据目标函数确定。

(8) 终止条件判定。

终止条件为进化代数或者精度要求。若满足条件, 则输出最优的初始权值和阈值; 若不满足条件, 则进行下一轮的迭代, 直到满足条件为止。

(9) 改进 BP 神经网络的训练。

对上述步骤获取的 BP 神经网络的最优初始权值和阈值进行训练, BP 神经网络的隐含层神经元的传递函数采用 S 型正切函数, 表达式为

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (13)$$

输出层神经元的传递函数采用 S 型对数函数, 表达式为

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (14)$$

训练算法利用 Levenberg-Marquardt 算法^[16], 通过每次训练得到的误差更新网络的权值和阈值。

(10) 终止条件判定。

终止条件为最大训练次数或者精度要求。若满足条件, 则停止训练并输出最终用于特征加工操作

方法决策的改进 BP 神经网络; 若不满足条件, 则进行下一轮训练, 直到满足条件为止。

2.3 加工操作方法的智能生成

将零件的加工信息输入到训练好的改进 BP 神经网络中, 就可以得到特征的加工操作方法。为了提高计算速度, 在将零件的加工信息输入到用于加工操作方法决策的改进 BP 神经网络中前, 需要将零件的加工信息进行归一化处理, 使其取值的范围为 $[0,1]$ 。针对上文提到的 5 类特征, 归一化编码的规则为:

(1) 特征类型(x_1)。

槽特征类型, 槽类只有一种特征, 即 $x_1=1.0$ 。

型腔特征类型, 若为闭口式型腔, 则 $x_1=0$; 若为开口式型腔, 则 $x_1=1.0$ 。

台阶特征类型, 台阶只有一种特征, 即 $x_1=1.0$ 。

孔特征类型, 若为光孔, 则 $x_1=0$; 若为螺纹孔, 则 $x_1=1.0$ 。

(2) 特征限定尺寸(x_2)。

槽的限定尺寸, 若槽最大横截面面积为 $1 \sim 500 \text{ mm}^2$, 则 $x_2=0.0$; 若槽最大横截面面积为 $500 \sim 4\,000 \text{ mm}^2$, 则 $x_2=0.5$; 若槽最大横截面面积为 $4\,000 \sim 30\,000 \text{ mm}^2$, 则 $x_2=1.0$ 。

型腔的限定尺寸, 若型腔最大横截面面积为 $1 \sim 500 \text{ mm}^2$, 则 $x_2=0.0$; 若型腔最大横截面面积为 $500 \sim 4\,000 \text{ mm}^2$, 则 $x_2=0.5$; 若型腔最大横截面面积为 $4\,000 \sim 30\,000 \text{ mm}^2$, 则 $x_2=1.0$ 。

孔径尺寸, 若孔径尺寸为 $1 \sim 30 \text{ mm}$, 则 $x_2=0$; 若孔径尺寸为 $30 \sim 80 \text{ mm}$, 则 $x_2=0.5$; 若孔径尺寸为 $80 \sim 200 \text{ mm}$, 则 $x_2=1.0$ 。

台阶底面尺寸, 若台阶底面面积为 $1 \sim 500 \text{ mm}^2$, 则 $x_2=0$; 若台阶底面面积为 $500 \sim 4\,000 \text{ mm}^2$, 则 $x_2=0.5$; 若台阶底面面积为 $4\,000 \sim 30\,000 \text{ mm}^2$, 则 $x_2=1.0$ 。

(3) 毛坯类型(x_3)。

若毛坯为铸件, 则 $x_3=0$; 若毛坯为锻件, 则 $x_3=0.33$; 若毛坯为型材, 则 $x_3=0.67$; 若毛坯为焊接件, 则 $x_3=1.0$ 。

(4) 材料类型(x_4)。

若材料为铸铁, 则 $x_4=0$; 若材料为碳钢, 则 $x_4=0.5$; 若材料为合金钢, 则 $x_4=1.0$ 。

(5) 表面粗糙度(x_5)。

将特征表面粗糙度从 0.05 到 12.5 划分为 9 个等级, 令 $x_5=(\lg 12.5 - \lg Ra)/(\lg 12.5 - \lg 0.05)$, 其对应的值分别为 12.5(0), 6.3(0.12), 3.2(0.25), 1.6(0.37), 0.8(0.50), 0.4(0.62), 0.2(0.75), 0.1(0.87), 0.05(1.0)。

(6) 热处理方法(x_6)。

若需要热处理, 则 $x_6=0$; 若不需要热处理, 则 $x_6=1.0$ 。

(7) 公差等级(x_7)。

将特征的公差等级分为 $IT3 \sim IT13$ 共 11 个等级, 若特征公差等级为 IT , 则 $x_7 = (13 - IT)/10$, 对应的值分别为 $IT3(1.0)$, $IT4(0.9)$, $IT5(0.8)$, $IT6(0.7)$, $IT7(0.6)$, $IT8(0.5)$, $IT9(0.4)$, $IT10(0.3)$, $IT11(0.2)$, $IT12(0.1)$, $IT13(0)$ 。

(8) 批量大小(x_8)。

若为小批量生产, 则 $x_8 = 0$; 若为中批量生产, 则 $x_8 = 0.5$; 若为大批量生产, 则 $x_8 = 1.0$ 。

2.4 算法流程

算法流程如图 8 所示, 其主要步骤为: 首先建立面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的加工操作方法决策的集成 BP 神经网络模型。接着, 将混沌算法、遗传算法、BP 神经网络相结合并经训练后得到用于特征加工操作方法决策的改进 BP 神经网络。最后, 将归一化处理的零件加工信息作为输入, 输入到改进 BP 神经网络中, 进而输出每个特征的加工操作方法。

图 8 基于改进 BP 神经网络面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的加工操作方法决策流程图

3 实例研究

图 9 给出了某一零件的三维模型, 该模型包含了槽、开口式型腔、台阶、孔和闭口式型腔五种特征。基于上述所提出的方法, 对该零件进行智能宏观工艺规划。该零件的加工信息如下所示。

(1) 槽 1、槽 2: 其特征类型为槽特征, 特征限定尺寸为最大横截面尺寸 $20_0^{+0.052}$ mm $\times$ 30 mm, 毛坯类型为锻件, 材料类型为 45 钢, 表面粗糙度为 1.6 μ m, 热处理方法为不需要热处理, 公差等级为 $IT9$, 批量大小为小批量生产。

(2) 开口式型腔 3: 其特征类型为开口式型腔特

征, 特征限定尺寸为最大横截面尺寸 $20_0^{+0.13}$ mm $\times$ 15 mm, 毛坯类型为锻件, 材料类型为 45 钢, 表面粗糙度为 3.2 μ m, 热处理方法为不需要热处理, 公

图 9 零件三维模型

差等级为 IT11, 批量大小为小批量生产。

(3)台阶 4: 其特征类型为台阶特征, 特征限定尺寸为最大横截面尺寸 $20_0^{+0.033}$ mm $\times$ 150 mm, 毛坯类型为锻件, 材料类型为 45 钢, 表面粗糙度为 1.6 μ m, 热处理方法为不需要热处理, 公差等级为 IT8, 批量大小为小批量生产。

(4)孔 5: 其特征类型为孔特征, 特征限定尺寸为孔径尺寸 $20_{-0.021}^0$ mm, 毛坯类型为锻件, 材料类型为 45 钢, 表面粗糙度为 0.8 μ m, 热处理方法为不需要热处理, 公差等级为 IT7, 批量大小为小批量生产。

(5)闭口式型腔 6: 其特征类型为闭口式型腔特征, 特征限定尺寸为最大横截面尺寸 $50_0^{+0.12}$ mm $\times$ 90 $_0^{+0.22}$ mm, 毛坯类型为锻件, 材料类型为 45 钢, 表面粗糙度为 3.2 μ m, 热处理方法为不需要热处理, 公差等级为 IT10, 批量大小为小批量生产。

相关参数设置为: 训练次数 1000 次, 训练误差目标为 0.001, 学习速率为 0.1, 交叉概率为 0.7, 变异概率为 0.01, BP 神经网络初始的权值和阈值取区间[-0.3, 0.3]内任意值。将上述所有的加工信息进行归一化处理, 可得到 BP 神经网络的输入, 如表 1 所示。在 Matlab 中分别对传统 BP 神经网络和本文提出的改进 BP 神经网络进行训练, 并将训练后的神经网络用于加工操作方法的决策。训练样本集示例如表 2 所示, 两种神经网络训练的误差收敛曲线分别如图 10、11 所示。由图可知传统 BP 神经网络在经过 1 000 次的训练以后还是没有达到要求的精度, 而改进 BP 神经网络在迭代 359 次训练后就寻找到了最优解, 收敛速度快, 解的精度高。两种网络的输出如表 3 所示。

表 1 BP 神经网络的输入

特征	BP 神经网络的输入
槽 1	1.0, 0.5, 0.33, 0.5, 0.37, 1.0, 0.4, 0
槽 2	1.0, 0.5, 0.33, 0.5, 0.37, 1.0, 0.4, 0
开口式型腔	1.0, 0, 0.33, 0.5, 0.25, 1.0, 0.2, 0
台阶	1.0, 0.5, 0.33, 0.5, 0.37, 1.0, 0.5, 0
孔	0, 0, 0.33, 0.5, 0.5, 1.0, 0.6, 0
闭口式型腔	0, 1.0, 0.33, 0.5, 0.25, 1.0, 0.3, 0

表 2 BP 神经网络的训练样本集示例

编号	输入数据	期望输出
1	0, 0, 0.33, 0, 0.37, 1.0, 0.5, 0	0.3, 0, 0, 0, 0, 0.7, 0, 0, 0
2	0, 0, 0.33, 0, 0.5, 1.0, 0.6, 0	0.2, 0, 0, 0, 0, 0.8, 0, 0, 0
3	0, 0, 0.33, 0, 0.5, 1.0, 0.7, 0	0.1, 0, 0, 0, 0, 0.9, 0, 0, 0
4	0, 0, 0.33, 0, 0.25, 1.0, 0.5, 0	0.1, 0, 0, 0, 0.4, 0.5, 0, 0, 0
5	0, 0, 0.33, 0, 0, 0, 0, 0	1.0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
6	1.0, 0, 0.33, 0.5, 0, 1.0, 0, 0	0, 0, 0, 0, 0, 0, 1.0, 0, 0
7	1.0, 0.5, 0.33, 0.5, 0.25, 1.0, 0.4, 0	0, 0.5, 0, 0, 0.4, 0, 0.2, 0, 0
8	1.0, 0.5, 0.33, 0.5, 0.12, 1.0, 0.5, 0	0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.4, 0.6, 0
9	1.0, 1.0, 0.33, 0.5, 0.37, 1.0, 0.6, 0	0, 0, 0.3, 0, 0, 0.5, 0.2, 0, 0
10	1.0, 1.0, 0.33, 0.5, 0.12, 1.0, 0.1, 0	0, 0, 0, 0, 0, 0, 1.0, 0, 0

图 10 传统 BP 神经网络训练误差收敛曲线

图 11 改进 BP 神经网络训练误差收敛曲线

表 3 传统 BP 神经网络和改进 BP 神经网络的输出

特征	传统 BP 神经网络的输出	改进 BP 神经网络的输出
槽 1	0, 0, 0.8, 0, 0, 0.6, 0.4, 0, 0	0, 0, 0.9, 0, 0, 0.7, 0.3, 0, 0
槽 2	0, 0, 0.8, 0, 0, 0.6, 0.4, 0, 0	0, 0, 0.9, 0, 0, 0.7, 0.3, 0, 0
开口式型腔	0, 0, 0, 0, 0, 0.4, 0, 0.7	0, 0, 0, 0, 0, 0.6, 0, 0.8
台阶	0, 0, 0.7, 0, 0, 0.6, 0.3, 0, 0	0, 0, 0.8, 0, 0, 0.5, 0.4, 0, 0
孔	0.5, 0, 0, 0, 0.8, 0.7, 0, 0, 0	0.4, 0, 0, 0, 0.6, 0.8, 0, 0, 0
闭口式型腔	0, 0, 0, 0, 0, 0.5, 0, 0.4	0, 0, 0, 0, 0, 0.4, 0, 0.5

将选择优先权系数从小到大排序, 可得到各特征的加工操作方法, 传统 BP 神经网络决策出的加工方法如表 4 所示, 本文提出的改进 BP 网络决策的加工操作方法如表 5 所示。

表 4 传统 BP 神经网络决策的加工操作方法

特征	加工操作方法
槽 1	底面和侧面粗铣→侧面精铣→平面精铣
槽 2	底面和侧面粗铣→侧面精铣→平面精铣
开口式型腔	底面和侧面粗铣→底面和侧面精铣
台阶	底面和侧面粗铣→侧面精铣→平面精铣
孔	普通钻→铰孔→镗孔
闭口式型腔	底面和侧面精铣→底面和侧面粗铣

由表 4 和表 5 的结果可知, 传统 BP 神经网络对于孔和闭口式型腔的加工操作方法与实际不相符, 改进 BP 神经网络的决策结果与企业的实际生产完全一致。另外, 在 Windows7 操作系统和 CPU

为 2.70 GHz、内存为 4 GB 的计算机环境下, 传统 BP 神经网络耗时 0.064 s, 改进 BP 神经网络耗时 0.018 s。由此可见, 改进 BP 神经网络推理的准确性好且效率高。

表 5 改进 BP 神经网络决策的加工操作方法

特征	加工操作方法
槽 1	底面和侧面粗铣→侧面精铣→平面精铣
槽 2	底面和侧面粗铣→侧面精铣→平面精铣
开口式型腔	底面和侧面粗铣→底面和侧面精铣
台阶	底面和侧面粗铣→侧面精铣→平面精铣
孔	普通钻→镗孔→铰孔
闭口式型腔	底面和侧面粗铣→底面和侧面精铣

4 结论

针对 STEP-NC 2.5D 制造特征, 本文提出了基于改进 BP 神经网络面向 STEP-NC 2.5D 制造特征的智能宏观工艺规划方法, 为高效智能实现基于 STEP-NC 工艺规划的加工操作方法的决策提供了一个有效的方法, 也为实现基于 STEP-NC 的智能数控系统, 甚至为智能制造提供了有力的技术支撑。并得到以下结论。

(1) 构建了用于 STEP-NC 2.5D 制造特征加工操作方法决策的集成 BP 神经网络模型, 这为科学合理地进行宏观工艺规划决策奠定了基础。

(2) 将混沌算法、遗传算法与 BP 人工神经网络算法进行有机结合, 高效智能地实现了加工操作方法的决策, 提升了工艺规划过程的智能性。该算法不仅能够实现 STEP-NC 2.5D 制造特征的智能宏观工艺规划, 而且由于其具有较强的适应性, 所以为其他种类 STEP-NC 制造特征的宏观工艺规划提供了方法。

(3) 提出了 STEP-NC 2.5D 制造特征加工信息的归一化规则, 提升了智能化宏观工艺规划决策的速度。

今后, 将对 STEP-NC 2.5D 制造特征的智能详细工艺规划和微观工艺规划进行研究。

参 考 文 献

- [1] 叶佩青, 张勇, 张辉. 数控技术发展状况及策略综述[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 113-120.
YE Peiqing, ZHANG Yong, ZHANG Hui. Review on the development and strategies of CNC technology[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21): 113-120.
- [2] ZHONG R Y, XU X, KLOTZ E, et al. Intelligent manufacturing in the context of industry 4.0: A review[J]. Engineering, 2017, 3(5): 616-630.

- [3] ZHANG Y, ZENG Q F, MU G D, et al. A design for a novel open, intelligent and integrated CNC system based on ISO10303-238 and PMAC[J]. Technical Gazette, 2018, 25(2): 470-478.
- [4] KUMAR S, NEWMAN S T, NASSEHI A, et al. An information model for process control on machine tools [J]. Advances in Intelligent and Soft Computing, 2010, 66: 1565-1582.
- [5] 欧阳华兵, 沈斌. 面向 STEP-NC 基于混合式遗传算法的工艺路线优化[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(1): 66-75.
OUYANG Huabing, SHEN Bin. STEP-NC Oriented process planning optimization based on hybrid genetic algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(1): 66-75.
- [6] 黄凤立, 顾金梅, 张礼兵, 等. 基于禁忌制造特征动态调整的 STEP-NC 工艺路线蚁群优化方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(5): 596-602.
HUANG Fengli, GU Jinmei, ZHANG Libing, et al. Ant colony optimization of STEP-NC process route based on dynamic update of taboo manufacturing features[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(5): 596-602.
- [7] WANG H H, XU X, ZHANG C R, et al. A hybrid approach to energy-efficient machining for milled components via STEP-NC[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2018, 31(4-5): 442-456.
- [8] ZHANG X, LIU R, NASSEHI A, et al. A STEP-compliant process planning system for CNC turning operations[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2011, 27(2): 349-356.
- [9] RIDWAN F, XU X, LIU G Y. A framework for machining optimisation based on STEP-NC[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2012, 23(3): 423-441.
- [10] RIDWAN F, XU X. Advanced CNC system with in-process feed-rate optimisation[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, 29(3): 12-20.
- [11] 王国勋. 基于 STEP-NC 的开放式数控系统若干关键技术研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
WANG Guoxun. Research on key techniques of open CNC system based on STEP-NC[D]. Shenyang: Northeastern University, 2013.
- [12] ZHANG X Z, NASSEHI A, NEWMAN S T. Feature recognition from CNC part programs for milling operations[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 70(1-4): 397-412.
- [13] 陈雯柏. 人工神经网络原理与实践[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2016.
CHEN Wenbai. Principles and practices of artificial neural

- networks [M]. Xian: Xidian University Press, 2016.
- [14] 牟健慧, 郭前建, 高亮, 等. 基于混合的多目标遗传算法的多目标流水车间逆调度问题求解方法[J]. 机械工程学报, 2016, 52(22): 186-197.
- MOU Jianhui, GUO Qianjian, GAO Liang, et al. Multi-objective genetic algorithm for solving multi-objective flow-shop inverse scheduling problems[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(22): 186-197.
- [15] OKAMOTO T, HIRATA H. Global optimization using a multipoint type quasi-chaotic optimization method[J]. Applied Software Computing, 2013, 13(2): 1247-1264.
- [16] 赵弘, 周瑞祥, 林廷圻. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的神经网络监督控制[J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(5): 523-527.
- ZHAO Hong, ZHOU Ruixiang, LIN Tingqi. Neural network supervised control based on Levenberg-Marquardt algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(5): 523-527.

作者简介: 张禹(通信作者), 男, 1979 年出生, 博士后, 副教授, 硕士研究生导师。主要研究方向为 STEP/STEP-NC, 智能设计与制造, 复杂装备数字化设计与制造。

E-mail: zy4097534@126.com