

数据与知识驱动的零件特征工艺决策方法^①

方舟¹, 黄瑞¹, 黄波², 蒋俊锋¹, 韩泽凡¹

¹(河海大学 信息科学与工程学院, 常州 213200)

²(中国科学院 深圳先进技术研究院, 深圳 518055)

通信作者: 方舟, E-mail: 406717288@qq.com



摘要: 在零件的工艺设计阶段, 加工工艺方案的生成强依赖于设计人员选择和应用的工艺知识. 而由于实际的生产环境与设计人员选择工艺知识存在着诸多偏差, 加工方案与实际的工艺过程不匹配成为当前零件制造领域关注的难题. 为解决上述问题, 本文提出了一种数据与知识双驱动的零件特征工艺决策方法. 本方法使用基于注意力机制的 MLP 深度学习算法, 从结构化工艺数据中挖掘工艺知识, 关联零件特征与特征工艺标签. 将其经过数据加工后, 用于训练神经网络模型. 经过验证, 该方法能够以零件特征的工艺数据为输入, 输出其对应的特征工艺标签的概率分布, 为零件工艺方案的选择提供决策支持.

关键词: 数据驱动; 知识引导; MLP; 特征工艺决策

引用格式: 方舟, 黄瑞, 黄波, 蒋俊锋, 韩泽凡. 数据与知识驱动的零件特征工艺决策方法. 计算机系统应用, 2024, 33(6): 177-184. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9549.html>

Decision Method for Processes of Parts Machining Features Driven by Data and Knowledge

FANG Zhou¹, HUANG Rui¹, HUANG Bo², JIANG Jun-Feng¹, HAN Ze-Fan¹

¹(College of Information Science and Engineering, Hohai University, Changzhou 213200, China)

²(Shenzhen Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

Abstract: In the process planning stage of parts, the generated process schemes strongly depend on the process knowledge selected and applied by designers. However, due to the many deviations between the actual manufacturing logics and the process knowledge selected by designers, the mismatch between the generated process scheme and the actual process has become a problem of concern in the current parts manufacturing field. This study proposes a decision method for processes of machining features driven by data and knowledge to solve the above problems. In this method, an MLP deep learning algorithm based on an attention mechanism is utilized to mine process knowledge from structured process data and correlate machining features with feature process labels. After data processing, the method is applied to train a neural network model. After verification, the method can take the feature process data of parts as input and output the distributions of corresponding feature process labels, providing decision support for the generation of the process scheme of parts.

Key words: data-driven; knowledge-guide; MLP; feature process decision

1 引言

在零件制造行业中, 智能制造已成为行业关注的热潮. 智能制造, 是新一代先进信息技术与先进制造技

术融合的产物^[1], 目标是用计算机辅助技术模拟工艺设计人员在零件生产过程中的分析、推理、决策等应用人类智能的活动. 近些年, 随着智能制造技术的应用,

① 基金项目: 国家自然科学基金 (52075148, 52105518)

收稿时间: 2023-12-28; 修改时间: 2024-01-29; 采用时间: 2024-02-26; csa 在线出版时间: 2024-04-30

CNKI 网络首发时间: 2024-05-07

产生了大量的工艺数据(如三维 CAD 模型、CAM 模型)。这些数据凝聚了工艺设计人员进行零件制造时各环节运用的制造经验和工艺知识,其已成为获取工艺知识的最得力工具^[2]。如何有效传递工艺数据中隐式的工艺知识,使之成为制造业的有效驱动力,已在制造业中变得越来越关键^[3-6]。

通常对工艺数据的挖掘主要应用衍生法。衍生法的中心思想是通过相似性评价,建立相似度评价模型并计算待制零件与已制零件相似度,若存在相似结构则采取相同或改进的工艺方案。但往往该方法在构建相似性评价模型时只关注于某个特定的层面并对其进行表述,这导致工艺知识通常孤立地存在^[7,8]。Bai 等^[9]提出了一种创新的零件设计模式提取技术,Huang 等^[10,11]通过对已制的单一零件使用相似性评估方法来实现其重用。王体春等^[12]采用相似性评价原理,结合层次分析法与最近相邻策略实现了汽轮机叶片零件加工工艺设计过程的自主决策。然而,上述方法未能挖掘工艺数据中的隐藏工艺知识,所以采用相似性评价原理的数控工艺设计方法只能完成一些特定零件的个性化复用,很难大规模推广。

此外,当前的工艺知识总是隐式地存在于各种加工特征中,工艺设计人员参考和选择已有的工艺知识时,总是无法全面地考虑到所有潜在的风险和问题。因此,工艺设计过程中,会存在经验丰富的设计人员生产的零件优于其他设计人员的情况。出现该情况的原因,正是经验丰富的设计人员掌握更丰富、全面的隐式工艺知识,且其经验难以通过知识表示模型向下传递^[13]。综上所述,工艺知识并未得到充分地学习,因此如何学习和挖掘工艺数据中隐藏的隐式和显式工艺知识变得尤为重要。

针对以上问题,本文提出一种数据与知识双驱动的零件特征工艺决策方法。首先,通过建立数控加工工艺模型,有效表征零件三维 CAD 模型与加工工艺的关联。接着,利用基于注意力机制的深度学习 MLP 模型,从这些结构化的工艺数据中学习零件特征及其对应的工艺标签之间的映射关系,并计算其对应工艺标签的概率分布。该方法不仅减少了工艺决策中的人工干预,也为制定出合乎逻辑且语义精确的数控加工方案提供了必要的准备。

2 基本方法与概述

2.1 基本概念

定义 1. 加工特征. 加工特征定义为在固定装夹下,

零件满足某些特定制造属性(如刀具轴向、精度约束、合适加工工艺等)的一组相邻表面集合,可以表示为:

$$\begin{aligned} \langle F \rangle &::= [T_D] \langle TAD \rangle \langle G_s \rangle \\ G_s &= B \cup FFS \cup C \cup S \end{aligned} \quad (1)$$

其中, T_D 表征与加工特征关联的技术数据,如材料,公差,表面粗糙度等; TAD 用于描述加工特征的方位; G_s 表征满足拓扑约束的几何形状,它由底面 B , 底角面集合 FFS , 转角面集合 C , 轮廓面集合 S 所构成。实质上,本文所描述的加工特征是对零件进行有效划分,将其划分为符合零件加工数据、几何拓扑约束的一个个零件子集,有意义地表示零件的三维 CAD 模型^[14]。

定义 2. 特征工艺. 特征工艺定义为工步集合,其包含零件加工过程中涉及的关键工步,涵盖从毛坯到零件成品的整个加工序列。其由多个工步 WS_j (如粗铣内孔、精铣筋、补铣外形等) 组成,并且每个工步都能在最终加工方案中找到对应。同时每个特征工艺 P_i 与一个标签向量 l_i 相关联,可以表示为:

$$P_i = \bigcup_{j=1}^n WS_j \leftrightarrow l_i \quad (2)$$

其中, n 为 P_i 的工步数量, l_i 为一位有效编码,即有且只有 1 个元素为 1, 其余元素都为 0 的向量。特征工艺的种类数量决定着 one-hot 向量的维度。因此,在零件制造过程中,每一个加工特征都有对应的特征工艺。

2.2 方法概述

通常,工艺数据中蕴含着工艺设计人员的丰富知识与经验。经验丰富的设计人员通过与其交互标记,能够深入挖掘数据中的工艺逻辑,从而提炼出关键工艺知识,采用多层次结构化数控加工工艺模型可以有效地将加工特征与加工操作有效关联。同时,由于零件的加工特征与特征工艺之间存在隐式映射关系,深度学习方法可以有效地学习这种映射关系。因此,本文在工艺数据结构化表达的基础上,通过深度学习方法挖掘零件的每个加工特征与工艺标签的映射关系,从而减少工艺决策过程中的人工干预,为后续生成符合逻辑、语义准确的数控加工工艺方案奠定基础。

图 1 给出了本文方法的总体流程,包含两部分,具体如下。

(1) 工艺数据的结构化表征

该部分主要将工艺数据中的三维 CAD 模型与三维 CAM 模型进行有效交互,以加工特征与加工操作作

为多层次结构化工艺模型的关联性桥梁,生成有效的加工操作工艺设计意图。

(2) 数据与知识融合的零件特征工艺决策

该部分使用基于注意力机制的 MLP 深度学习算

法,从结构化工艺数据中挖掘工艺知识,从中得到零件特征与特征工艺标签的映射信息,用于训练神经网络模型,为后续待制零件的数控加工工艺方案制定提供关键的决策支持。

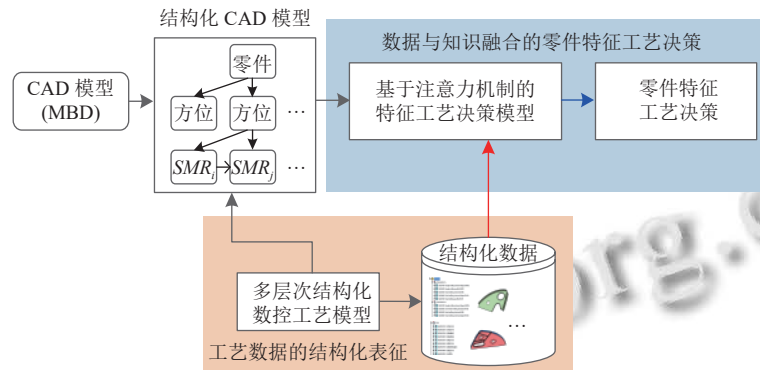


图1 本文方法总体框架

3 工艺数据的结构化表征

为了准确地挖掘和表达加工特征与加工操作之间的关联关系,本方法设计的多层次、结构化的数控加工工艺模型主要是由结构化的 CAD 模型和结构化的 CAM 模型组成。而 CAD 模型和 CAM 模型均采用了分层的设计思路。

(1) CAD 模型的结构化设计自上而下有以下 3 层:

① 零件层: 主要对零件的客观组成要素进行阐述,包括材料、毛坯;② 方位层: 在零件加工进程中为确保加工精度,加工零件时,要先使零件拥有一个正确的方位。该层能够为零件加工提供明确的方向指引;③ 加工特征层: 主要深入阐述了特征的制造含义及其几何拓扑结构。

(2) CAM 模型的结构化设计自上而下有以下 3 层

结构:① 加工序列层: 其目的在于需要清晰地表达零件整个加工流程的顶层设计思路,由工位、工步和特征工艺 3 部分组成;② 加工操作层: 需要表达每一个工步的细节信息,即对程序中加工操作以及工步对应的特征进行解释;③ 工艺参数层: 主要表达了进行加工操作时,机器实际的参数配置,例如转速、进给速度等信息。

如图 2 所示,给出了零件 I 的工艺数据实例。如图 2(a),其为零件 I 的 P.P.R 特征树(部分),P.P.R 特征树构成了零件的数控加工工艺(包含工艺过程、工艺模型以及工艺资源)。图 2(b)为零件三维 CAD 模型,由图 2 可知,该零件一共有 2 个方位 A 与 B,加工特征

F_1, F_3, F_4 为型腔,加工特征 F_5, F_6, F_9, F_{10} 为筋,加工特征 F_2 为外形,加工特征 F_7, F_8 为内孔。以上的工艺数据都是工艺设计人员在数控加工工艺设计阶段时,根据零件的加工要求来命名的,如工步和加工操作的名称。但是,其中缺乏工艺设计人员进行设计时的意图表示。比如,设计人员命名 G023C0101 时,期望对零件采取粗铣内形操作;命名加工操作“Profile Countouring.50”时,设计人员期望对零件的加工特征 F_2 采取粗铣外形操作,即关联加工操作粗铣外形与加工特征 F_2 。所以,挖掘加工操作与加工特征之间的映射关系,就可以获得工艺设计人员进行数控加工工艺设计时的设计意图,由此可以自底向上获得每个加工特征工艺的工步构成。

4 数据驱动的零件特征工艺决策

零件特征工艺决策是指在零件的加工阶段,根据具有不同属性的加工特征选择合适的特征工艺的过程。为更好地进行决策,需要探索一种更加综合的特征工艺决策方法。目前流行的特征工艺决策方法往往忽视了加工特征相关属性与工艺方案各组成部分之间的映射关系。这导致 1 个加工特征往往只能对应 1 个特定的特征工艺选择。但在实际生产中,设计人员总是需要考虑加工特征之间的相互影响问题,才能设计出最终的工艺方案。本文通过对结构化工艺数据进行二次加工,提取出了零件的加工特征与特征工艺间的映射关联关系。接下来,对这一特征工艺决策模型进行探讨。

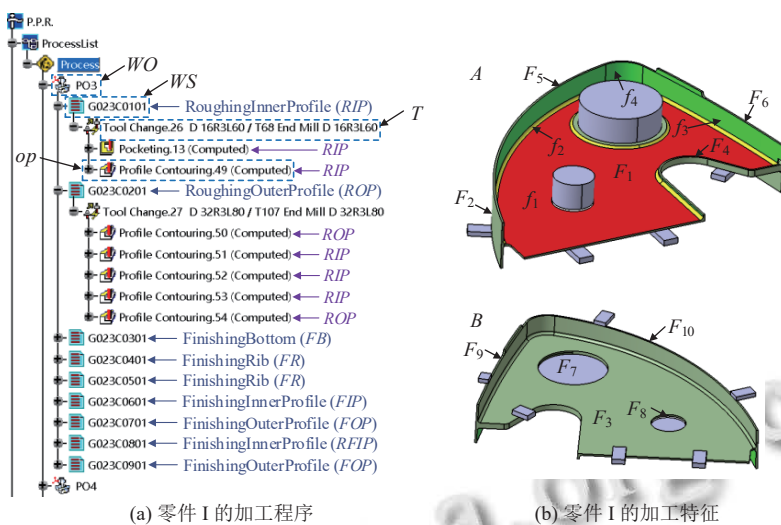


图2 工艺数据实例

4.1 特征属性定义

为高效地学习零件加工特征的工艺知识, 需要构建一个能够描述零件多层次信息的特征描述子, 该描述子应覆盖从高层级制造语义信息到底层级几何信息的全过程. 表1给出了本文特征描述子的组成要素.

表1 特征描述子组成要素

层	特征描述子组成要素	对应取值
制造语义层	特征类型	型腔、外形、内孔
	表面粗糙度	—
	公差	尺寸、形位
	几何开敞性	最大、最小
	转角、底角、高	最大、最小
几何层	开/闭角	0 1
	厚度	底厚、壁厚

• 制造语义层

制造语义层主要描述了加工特征的本质内涵, 主要涵盖了特征类型, 公差/表面粗糙度, 几何开敞性等. 第一, 特征类型的种类不同可能导致特征工艺在工步组成上的差异, 本文的特征类型主要包括型腔、外形、筋、内孔等; 第二, 加工特征的公差和表面粗糙度密切影响着零件所采用的加工方法. 如两个几何拓扑结构相似的加工特征, 若公差或表面粗糙度存在数值差异, 其最终采用的加工方法可能完全不同; 第三, 几何开敞性决定了加工特征所适用的刀具直径范围, 进而对特征工艺的构成工步产生影响. 因此对于型腔类特征, 还需要计算直径相关的特征属性, 而本文参考文献[15]中的方法计算其最大宽度 D_{max} 与最小宽度 D_{min} .

• 几何层

几何层主要描述加工特征的形状和大小的信息, 由以下3种要素组成: 第一, 转角、底角、高, 主要描述了其形状信息. 形状的不同也就对应了刀具几何参数的不同, 进而工步的构成也会受到影响. 本文统一计算了每个加工特征的这3个指标的最大值与最小值作为其客观描述; 第二, 开/闭角, 由于是否存在开/闭角轮廓面对应着是否需要采取补加工措施, 该指标仅需使用0或1用于标识即可; 第三, 厚度主要包括底厚与壁厚, 对于某一特定零件, 若其多个加工特征呈现为薄底或薄壁特征, 为有效预防加工过程中的零件变形, 通常需要增设半精加工步骤. 鉴于此, 本文计算每个加工特征在厚度方面(含底与壁)的最小数值.

4.2 MLP 学习算法

给定 X , 零件的每个加工特征的特征工艺学习的目标是查找一个最优的零件的特征工艺标签矩阵 Y^* , 使其具有最大的后验概率, 记作:

$$Y^* = \arg \max_Y p(Y | X) \quad (3)$$

但是, 直接计算式(3)的最优特征工艺标签矩阵 Y^* 相当复杂. 因此, 使用一组训练数据 $\{(X, Y)\}$ 来构建一个神经网络模型 f_θ , 以实现 X 与 Y 之间的非线性映射, 记作: $Y = f_\theta(X)$. 通过这种方式, 将式(3)的计算问题转化为神经网络模型参数 θ 的学习问题.

在零件的特征工艺决策环节, 零件中的各个加工特征总是会相互影响. 而设计人员除了需要考虑每个加工特征独立的加工操作外, 还需要考虑上述问题, 才

能设计出真正符合实际生产条件的工艺方案. 因此, 一个加工特征的工艺方案的正确表达, 理应有其自身和其余特征的参与, 如式 (4) 所示.

$$p(Y | X) = \prod_{i=1}^n p(y_i | x_i, X) \quad (4)$$

因此, 本文将零件特征工艺的学习问题转换为以自身特征及零件中的其他特征为影响因子的分类问题. 本文构造了基于全连接网络的深度学习模型对加工特征进行计算, 最终输出其对应的 $p_{\theta}(y_i | x_i, X)$ 概率分布, 即:

$$p_{\theta}(y_i | x_i, X) = f_{FCN}(x_i, X) \quad (5)$$

图 3 描述了特征工艺决策模型 f_{FCN} 的网络结构. 该模型用公式可以表达为:

$$f_{FCN}(x_i, X) = f_{MLP}(f_G(X) \oplus f_S(x_i)) \quad (6)$$

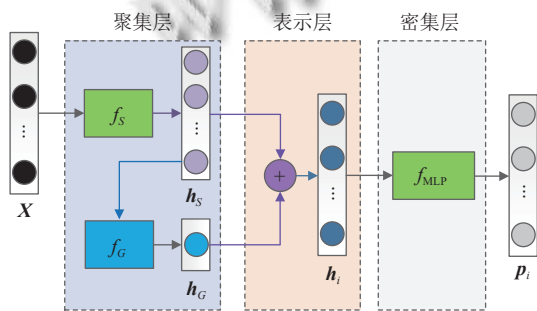


图 3 零件的特征工艺决策模型

整体结构可以分为以下 3 层.

(1) 聚集层分为两部分, f_S 的目标是学习零件的每个加工特征, 并转换为自身表达进行输出, 而 f_G 则是学习零件的整体特征. 相关变量的定义为, 加工特征 x_i , 加工特征的学习结果输出 h_S , 零件 X , 零件整体特征的学习结果输出 h_G . (2) 表示层的唯一目标则是将聚集层输出的 h_G 与 h_S 进行整合, 获得零件加工特征的统一表达, 最终将输出定义为 h_i . (3) 密集层 f_{MLP} 实质是基于多层感知器 (multi-layer perception, MLP) 学习算法. MLP 神经网络学习算法属于前馈神经网络的一种, 在训练过程中需要通过反向传播算法计算梯度, 将误差从输出层反向传播回输入层, 用于更新网络参数. 因此, f_{MLP} 基于 h_i 计算每个加工特征的特征工艺标签的概率分布 p_i , 最后将所有加工特征的结果进行整合得到特征工艺标签置信度矩阵 $P_m = [p_i]_m$.

考虑到零件的每个加工特征在特征工艺决策过程

中的重要性差异, 本文引入了注意力机制来学习零件的整体表示 h_G . 假设每个加工特征的注意力系数为 α_i , 则 h_G 可以表示为:

$$h_G = \sum_{i=1}^m \alpha_i \times f_S(x_i) \quad (7)$$

4.3 损失函数

为了获得模型的一个最优参数 θ^* , 使得零件的特征工艺标签矩阵具有最大的后验概率, 损失函数 L 定义为零件的特征工艺标签置信度矩阵 $P_m = [p_i]_m$ 与零件的目标特征工艺标签矩阵 $Y_m = [y_i]_m$ 之间的交叉熵, 主要反映了 f_{FCN} 预测结果与目标特征工艺标签矩阵之间的差异性, 记作:

$$L = - \sum_{i=1}^m y_i \log p_i \quad (8)$$

5 算法验证与讨论

5.1 模型训练

在实验中, 训练数据来自合作的航空制造企业以及实验室. 总数为 500 个样本. 为了有效地评估和优化模型性能, 本文将数据集划分为 3 个子集. 其中, 训练集占比 65%, 在训练集上进行训练; 测试集占比 15%, 使用测试集对模型进行测试并观察其指标, 根据其效果调整参数; 验证集占比 20%, 用于考察模型真实能力.

在训练 f_{FCN} 模型时, 考虑到实际的工艺数据中, 不同零件的加工特征不一定相同, 导致特征向量矩阵 X 的维度不同. 为了提升矩阵降维计算的速度, 本方法将批次大小设定为 1. 此外, 在模型 f_S 中, 对于 X 中的每个加工特征的属性向量 v , 首先运用 1 个线性层, 即将输入数据 v 和权重矩阵进行矩阵乘法, 再加上偏置, 得到线性变换的结果 h_S , 其表征 256 维的特征向量; 接着, 计算每个加工特征的注意力系数 α_i , 使用这些系数更新 h_S , 即得到 X 的整体表示 h_G ; 最后, 通过拼接策略将 h_S 与 h_G 拼接起来, 由此得到加工特征 F 的最终向量表达 h_i , 其维度为 512.

此外, 过拟合问题是深度学习模型训练时必然需要面对的问题. 为了解决该问题, 本方法使用了以下两种优化方式: (1) 提前终止法: 当模型在连续的指定轮数训练后, 其表现并未超过此前的最佳表现, 则提前终止迭代训练. 在本方法中将连续迭代数限制设置为 40;

(2) dropout: 在模型结构中加入 dropout 层, 即通过忽略某些特征检测器, 减少它们之间的相互作用, 避免模型过于依赖某些局部特征并提高模型泛化表现. 经过多个测试集的验证, 模型 f_{FCN} 的部分超参数如表 2 所示.

表 2 f_{FCN} 模型超参数 (部分)

超参数	对应值	超参数	对应值
学习率	4E-4	特征工艺数量	22
学习率衰减系数	0.8	迭代次数	200
训练批次大小	1	删除比率	0.5

5.2 结果

图 4 给出了模型的训练曲线, 包括图 4 (a) 准确率收敛曲线以及图 4 (b) 损失收敛曲线. 从图可知, 在训练过程中经过 40 次迭代以后, 模型的表现已不再具有显著提升, 最终在验证集上的准确率为 96.87%. 由图 4 (b) 可以看出随着模型迭代次数的增加, 训练集损失函数不断下降, 验证集的损失函数也随之下降.

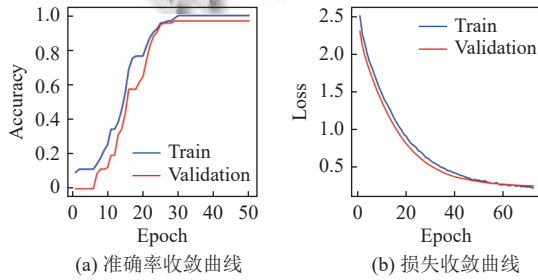


图 4 模型训练曲线

为了评估训练的 f_{FCN} 模型的性能, 引入 $F1_score$ 指标进行评估, 其是分类问题的一个衡量指标, 定义为模型的准确率和召回率的调和平均数. 为了计算 $F1_score$, 首先获得每个分类的准确率 $Precision_i$ 和召回率 $Recall_i$, 可以表示为:

$$Precision_i = \frac{N_{right}^i}{N_{right}^i + N_{wrong}^{i+}} \quad (9)$$

$$Recall_i = \frac{N_{right}^i}{N_{right}^i + N_{wrong}^{i-}} \quad (10)$$

其中, N_{right}^i 是第 i 类的正确预测的数量, N_{wrong}^{i+} 是被分类到第 i 类中的其他类的样本的数量, N_{wrong}^{i-} 是被分类到其他类中的第 i 类样本的数量. 因此, 第 i 类的 $F1_score$ 可以表示为:

$$(F1_score)_i = 2 \frac{Precision_i \times Recall_i}{Precision_i + Recall_i} \quad (11)$$

由此可得模型的 $F1_score$ 可以通过将所有分类的 $F1_score$ 平均, 记作:

$$F1_score = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F1_score)_i \quad (12)$$

其中, n 为预测分类数.

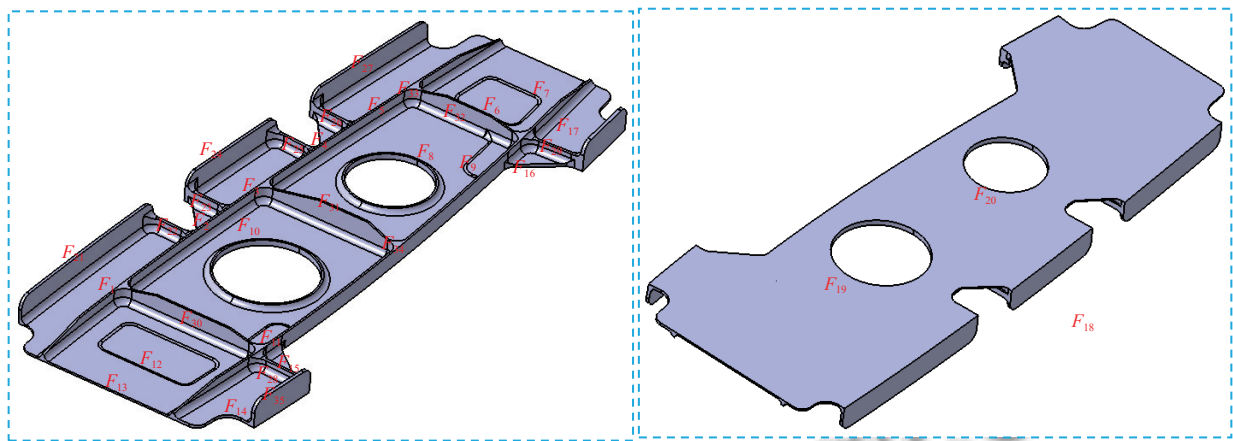
最后使用测试集对完成训练的模型进行测试实验, 其准确率为 95.26%, $F1_score$ 为 94.78%, 当前模型的表现已能够满足实际生产的需求.

5.3 实例分析

如图 5 所示一个零件 II 实例. 该零件是典型飞机结构零件, 其制造采用铝合金. 铝合金具有高强度、轻质、耐腐蚀的优点. 其中加工特征 F_1-F_{17} 为型腔、 F_{18} 为外形, $F_{19}-F_{20}$ 为内孔, $F_{21}-F_{36}$ 为筋. 表 3 列举了该零件部分加工特征属性及其对应值. 图 5(c) 展示了模型 f_{FCN} 对预测的置信度矩阵. 表 4 给出了采用本文方法生成的加工特征与特征工艺的映射关系.

根据表 4, 零件的工艺方案包含 2 个工位: 工位 A 包含 6 个工步 (粗铣内形—半精铣腹板—精铣筋—精铣腹板—精铣内形—补铣内形), 而工位 B 包含 3 个工步 (粗铣外形—精铣外形—精铣内孔). 特征工艺则涵盖 6 种类型, 具体包括 P_1 : 工位 A—粗铣内形—精铣腹板—精铣内形—补铣内形, P_3 : 工位 A—粗铣内形—精铣腹板—精铣内形—补铣内形, P_4 : 工位 A—粗铣内形—半精铣腹板—精铣腹板—精铣内形—补铣内形, P_{13} : 工位 B—粗铣外形—精铣外形, P_{17} : 工位 A—粗铣内形—精铣筋, P_{18} : 工位 B—精铣内孔.

考虑到加工特征 F_9, F_{11} 存在闭角轮廓面, 因此对这些特征的底角补加工是必要的. 另外, 当加工特征的底面存在下陷时, 也需要进行补加工, 如加工特征 F_6, F_8, F_{10}, F_{12} . 特别的, 在进行粗加工操作时, 对于一些最小宽度比较小的加工特征 (F_8, F_{10}), 粗加工往往无法完善加工这些部位, 会导致与零件终态之间存在偏差, 因此需要采取半精加工操作. 同时, 加工特征 F_{18} 在两个工位上有着不同的形态, 其在工位 B 不存在闭角轮廓面, 所以将加工特征 F_{18} 在工位 B 进行加工, 避免在工位 A 无法使用普通铣刀进行切削操作的情况. 另外, 加工特征的孔直径大时 (F_{19}, F_{20}), 为增强零件的强度, 这些加工特征会在最后一个工步进行加工. 因此, 本文方法的表现已能够满足实际生产的需求, 能够生成完善工艺方案.



(a) 方位 A (b) 方位 B

$$P_{34} = \begin{bmatrix} P_1 & P_2 & P_3 & P_4 & P_5 & P_6 & P_7 & P_8 & P_9 & P_{10} & P_{11} & P_{12} & P_{13} & P_{14} & P_{15} & P_{16} & P_{17} & P_{18} & \dots \\ 0.402 & 0.115 & 0.122 & 0.177 & 0.007 & 0.056 & 0.009 & 0.018 & 0.000 & 0.021 & 0.000 & 0.043 & 0.005 & 0.007 & 0.004 & 0.008 & 0.000 & 0.002 & \dots \\ 0.164 & 0.170 & 0.049 & 0.538 & 0.004 & 0.002 & 0.004 & 0.001 & 0.000 & 0.022 & 0.000 & 0.031 & 0.004 & 0.000 & 0.003 & 0.000 & 0.001 & 0.001 & \dots \\ 0.407 & 0.253 & 0.080 & 0.126 & 0.000 & 0.030 & 0.001 & 0.006 & 0.000 & 0.032 & 0.000 & 0.021 & 0.003 & 0.023 & 0.004 & 0.007 & 0.003 & 0.002 & \dots \\ 0.058 & 0.068 & 0.183 & 0.567 & 0.003 & 0.019 & 0.007 & 0.008 & 0.000 & 0.010 & 0.000 & 0.055 & 0.003 & 0.003 & 0.003 & 0.005 & 0.001 & 0.003 & \dots \\ 0.109 & 0.092 & 0.271 & 0.139 & 0.008 & 0.033 & 0.015 & 0.012 & 0.000 & 0.015 & 0.000 & 0.055 & 0.087 & 0.075 & 0.032 & 0.047 & 0.000 & 0.002 & \dots \\ 0.045 & 0.000 & 0.044 & 0.001 & 0.056 & 0.130 & 0.055 & 0.019 & 0.003 & 0.000 & 0.000 & 0.001 & 0.317 & 0.206 & 0.068 & 0.049 & 0.002 & 0.001 & \dots \\ 0.001 & 0.002 & 0.000 & 0.0003 & 0.207 & 0.231 & 0.044 & 0.022 & 0.002 & 0.006 & 0.0003 & 0.0002 & 0.0002 & 0.0002 & 0.0003 & 0.0002 & 0.475 & 0.002 & \dots \\ 0.060 & 0.067 & 0.001 & 0.176 & 0.000 & 0.001 & 0.002 & 0.005 & 0.000 & 0.001 & 0.000 & 0.004 & 0.003 & 0.000 & 0.001 & 0.001 & 0.002 & 0.600 & \dots \end{bmatrix} \begin{matrix} F_1 \\ F_6 \\ F_7 \\ F_8 \\ F_9 \\ F_{18} \\ F_{19} \\ F_{33} \end{matrix}$$

(c) 特征工艺置信度矩阵 (部分)

图5 零件 II

表3 零件的加工特征属性 (部分)

特征属性	F_6	F_8	F_9	F_{18}	F_{19}	F_{33}
T	型腔	型腔	型腔	外形	内孔	筋
F_{min}	5	5	5	—	—	10
F_{max}	5	5	5	—	—	10
R_{min}	—	10	10	10	43	—
R_{max}	—	10	10	15	43	—
D_{min}	43.3	11.8	—	—	86	—
D_{max}	43.3	119.7	—	—	86	—
$P_{Thickness}$	—	1.8	1.8	1.8	—	1.8
$B_{Thickness}$	1.2	1.2	1.8	—	—	1.8
I	0	0	1	1	0	0
S	2260.8	11960.1	867.5	—	—	1064.3
H_{min}	0.6	0.6	0.6	1.2	5.2	8.5
H_{max}	0.6	22.3	22.3	25	5.2	8.5

6 结论与展望

本文提出了一种数据与知识双驱动的零件特征工艺决策方法. 本文的主要创新之处在于利用深度学习方法, 对已经过实际加工验证的工艺数据进行结构化表征, 从而实现了工艺数据中隐式与显式知识的有效

学习, 挖掘零件特征与特征工艺标签之间的映射关系. 最终为零件加工方案的决策提供了数据基础和决策支持. 综合飞机结构件的实例说明和测试实验的结果, 本方法能够准确预测零件各加工特征的特征工艺, 其置信度已经能够满足实际地生产需求. 通过本方法预测的特征工艺概率分布, 设计人员能够设计出高精度、高可解释性的加工方案. 在下一步工作中, 本方法的能力也将覆盖更多类型的零件.

表4 生成的加工特征与特征工艺的映射关系

工位	特征工艺	特征序号
A	P_1	1-5, 7, 13-17
	P_3	9, 11
	P_4	6, 8, 10, 12
	P_{17}	21-36
B	P_{13}	18

参考文献

- Zhou J, Li PG, Zhou YH, *et al.* Toward new-generation intelligent manufacturing. *Engineering*, 2018, 4(1): 11-20. [doi: 10.1016/j.eng.2018.01.002]

- 2 Huang R, Han ZF, Fei MT, *et al.* An effective process design intent inference method of process data via integrating deep learning and grammar parsing. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 58: 102174. [doi: [10.1016/j.aei.2023.102174](https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.102174)]
- 3 Liu YK, Xu X. Industry 4.0 and cloud manufacturing: A comparative analysis. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2017, 139(3): 034701.
- 4 Abele E, Chrystosolouris G, Sih W, *et al.* Learning factories for future oriented research and education in manufacturing. *CIRP Annals*, 2017, 66(2): 803–826. [doi: [10.1016/j.cirp.2017.05.005](https://doi.org/10.1016/j.cirp.2017.05.005)]
- 5 Gao RX, Selesnick I, Helu M. Special issue: Data science-enhanced manufacturing. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2017, 139(10): 100301. [doi: [10.1115/1.4037737](https://doi.org/10.1115/1.4037737)]
- 6 Liu X, Chen GX, Li YG, *et al.* Sampling via the aggregation value for data-driven manufacturing. *National Science Review*, 2022, 9(11): nwac201. [doi: [10.1093/nsr/nwac201](https://doi.org/10.1093/nsr/nwac201)]
- 7 Wang DW, Yan GR, Lei Y, *et al.* A retrieval algorithm of sheet metal parts based on relationships of features. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2012, 25(3): 453–472. [doi: [10.1016/S1000-9361\(11\)60410-X](https://doi.org/10.1016/S1000-9361(11)60410-X)]
- 8 Tao SQ, Huang ZD, Ma LJ, *et al.* Partial retrieval of CAD models based on local surface region decomposition. *Computer-aided Design*, 2013, 45(11): 1239–1252. [doi: [10.1016/j.cad.2013.05.008](https://doi.org/10.1016/j.cad.2013.05.008)]
- 9 Bai J, Luo HN, Qin FW. Design pattern modeling and extraction for CAD models. *Advances in Engineering Software*, 2016, 93: 30–43. [doi: [10.1016/j.advengsoft.2015.12.005](https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2015.12.005)]
- 10 Huang R, Zhang SS, Bai XL, *et al.* An effective subpart retrieval approach of 3D CAD models for manufacturing process reuse. *Computers in Industry*, 2015, 67: 38–53. [doi: [10.1016/j.compind.2014.12.001](https://doi.org/10.1016/j.compind.2014.12.001)]
- 11 Huang R, Zhang SS, Xu CH, *et al.* A flexible and effective NC machining process reuse approach for similar subparts. *Computer-aided Design*, 2015, 62: 64–77. [doi: [10.1016/j.cad.2014.10.004](https://doi.org/10.1016/j.cad.2014.10.004)]
- 12 王体春, 卜良峰, 王威. 基于知识重用的产品方案设计多级实例推理模型. *计算机集成制造系统*, 2011, 17(3): 571–576.
- 13 汪建基, 马永强, 陈仕涛, 等. 碎片化知识处理与网络化人工智能. *中国科学(信息科学)*, 2017, 47(2): 171–192.
- 14 Han ZF, Huang R, Huang B, *et al.* Data-driven and knowledge-guided approach for NC machining process planning. *Computer-aided Design*, 2023, 162: 103562. [doi: [10.1016/j.cad.2023.103562](https://doi.org/10.1016/j.cad.2023.103562)]
- 15 Chen ZC, Fu Q. An optimal approach to multiple tool selection and their numerical control path generation for aggressive rough machining of pockets with free-form boundaries. *Computer-aided Design*, 2011, 43(6): 651–663. [doi: [10.1016/j.cad.2011.01.020](https://doi.org/10.1016/j.cad.2011.01.020)]

(校对责编: 张重毅)