

# 基于知识图谱的工艺决策方法研究\*

吕宽宽 薛进学 苗舒康 赵国强 王毅鹏  
(河南科技大学机电工程学院, 河南 洛阳 471003)

**摘要:**在 CAPP 系统集成、工具化和智能化的发展中, 工艺方案的决策推理和智能技术是关键。传统工艺决策方法存在不能在多工艺方案中在做出智能化选择的问题, 针对这一问题, 提出一种基于知识图谱表示学习的工艺决策推理方法。在该方法中使用翻译距离模型对工艺知识进行向量化表示, 利用向量运算得到理想结果与决策结果之间的距离, 再经模型训练后使距离不断缩小致使损失函数趋于稳定, 最终决策出最优结果, 将结果经过模糊函数计算分析加强决策方案的合理性, 解决了多工艺方案中智能决策的问题。文章以 P0 级 6203 轴承为例对所提方法进行试验验证, 结果表明, 所提方法能够有效实现对零件工艺方案的决策, 提高 CAPP 系统智能决策的能力。

**关键词:** 工艺决策; CAPP; 知识图谱; 模糊理论

**中图分类号:** TH182      **文献标识码:** A

**DOI:** 10.19287/j.mtmt.1005-2402.2023.05.018

## Research on craft decision making method based on knowledge graph

LV Kuankuan, XUE Jinxue, MIAO Shukang, ZHAO Guoqiang, WANG Yipeng

(Collage of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, CHN)

**Abstract:** In the development of CAPP system integration, instrumentalization and intelligence, decision reasoning and intelligent technology of craft scheme are the key points. Traditional craft decision making method has the problem that it can not make intelligent choice in multi-craft scheme. To solve this problem, a craft decision reasoning method based on knowledge graph representation learning was proposed. In this method, the translation distance model is used to represent the craft knowledge vectorially, and the distance between the ideal result and the decision result is obtained by vector operation. After model training, the distance is constantly reduced, which leads to the stability of the loss function. Finally, the optimal result is obtained, and the rationality of the decision scheme is strengthened by fuzzy function calculation and analysis. The problem of intelligent decision in multi-craft scheme is solved. In this paper, P0 class 6203 bearing is used as an example to verify the proposed method. The results show that the proposed method can effectively realize the decision-making of the parts craft scheme and improve the ability of intelligent decision-making of the CAPP system.

**Keywords:** craft decision; CAPP; knowledge graph; fuzzy theory

随着大数据时代的来临, 知识更新迭代的速度越来越快, 工艺知识的应用也面临着前所未有的挑战<sup>[1]</sup>, 尤其是制造业产品, 产品不断的研发创新, 催促着新工艺新方法的产生, 在整个产品生命周期中, 传统的工艺设计方式阻碍了设计效率的提高, 因此寻求新的工艺设计方式成为制造企业发展的迫切需求。

随着计算机软硬件技术的发展, 尤其是人工智能领域的日趋成熟, 为计算机辅助工艺设计系统的产生奠定了基础, CAPP 技术的出现使得自动化工艺设计成为可能<sup>[2]</sup>, 工艺设计的主要任务是根据被加工零件的加工要求, 生产出合格的零件。在整个工艺设计过程中, 特征加工方案的选择; 工序排序优化; 候选机床和刀具的选择等都需要用到工艺决

\* 国家重点研发计划课题 (2018YFB2000502); 国家重点研发计划课题 (2018YFB2000502)

策技术<sup>[3]</sup>。传统的工艺决策技术(决策表或 CAPP 专家系统)进行工艺决策时,须考虑规则的独立性和一致性,否则会因规则的冲突和消解出现死循环或无法推理出结果,导致工艺决策失败。

为了避免出现此类问题,诸多专家和学者对智能化工艺决策进行研究,钟万等<sup>[4]</sup>根据 CAPP 专家系统中推理机制与工艺知识分离的特点,通过推理机的工艺决策,准确得到零件的加工工艺路线。徐迪等<sup>[5]</sup>以 CAPP 专家系统为出发点,利用 BP 神经网络和遗传算法加强了 IF-THEN 条件语句,优化了工序排序问题。辛宇鹏等<sup>[6]</sup>在制造特征分类的基础上构建了典型工序 MBD 模型,通过加工特征与典型工序 MBD 模型匹配,减少了工艺决策步骤。梅兴等<sup>[7]</sup>在获得影响工艺制定的零件特征属性集合的基础上,提出了面向多分类决策属性的条件属性约简方法和匹配度计算方法。王涌泉等<sup>[8-9]</sup>基于以用户为中心的设计理念,综合应用上下文感知、知识推送技术,设计了工艺知识有序推送的算法公式,最终实现了工艺制定过程中相关工艺知识的智能推送。为工艺设计人员编辑工艺卡片、制定工艺路线等提供切实有效的指导和帮助。

近年来知识图谱的技术方法广泛应用于智能问答,语义搜索等领域<sup>[10]</sup>,基于知识图谱的推理技术也逐渐应用到制造业领域。杨伟凯等<sup>[11]</sup>提出了面向知识图谱的工艺知识推理方法,解决了生产系统中知识和数据之间存在冗余度高、关联性弱,难以进行知识推理的缺点。魏瑾等<sup>[12]</sup>通过大数据和知识图谱构建技术,提升了知识建模的算力和决策支持的效率。郝卫等<sup>[13]</sup>提出了基于知识图谱的推荐算法 TransH-CF,解决了 TransE 翻译模型在一对多,多对一,多对多关系建模的劣势。

综上所述,传统工艺决策方法因工艺知识的复杂性和不确定因素的影响无法做出有效工艺决策。本文提出知识图谱表示学习的工艺决策,利用向量运算智能进行 CAPP 系统的工艺决策,减少工艺设计人员设计劳动量,提高了工艺设计的效率。使之能够在工艺知识残缺情况下进行工艺方案的决策。

### 1 工艺知识图谱模型

知识图谱是表达客观世界中实体间的关系或实体的属性信息,常使用三元组结构进行表示。如图 1 所示基于三元组的知识表示结构。

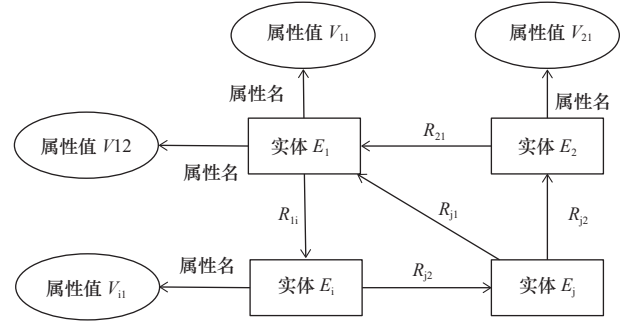


图 1 基于三元组的知识表示结构

在 CAPP 系统中,工艺知识按层次类型可分为 3 类:零件信息层、工艺知识层、工艺设备层,如图 2 所示。零件信息层来源于 CAD 零件图模型,提供工艺决策的原始数据,具体包括零件的形状、尺寸、公差、材料和粗糙度等信息。工艺知识层是构建的工艺知识图谱磨削,该模型是以专家知识和典型工艺为基础构建的工艺知识图谱,工艺资源层是加工零件时使用的设备资源,如刀具、夹具、机床和量具等。

### 2 基于知识图谱的工艺决策

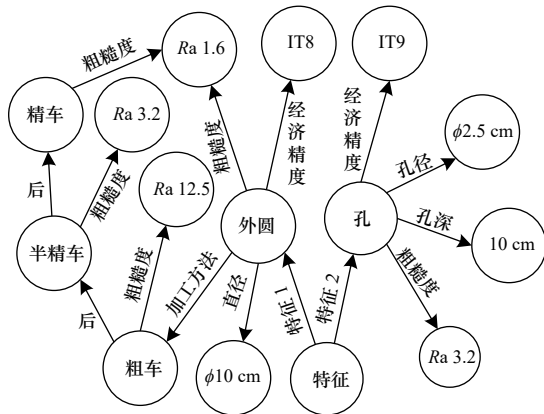
知识图谱以图结构的形式描述客观世界存在的实体和关系,各种实体和关系构成了一张巨大的语义网络,如图 2 所示。基于知识图谱的方法,是将知识图谱中的离散符号以向量形式来表示。根据零件图要求构建工艺知识图谱,将其中的三元组映射到低维连续的向量空间中,基于知识图谱的推理中,翻译距离模型(TransX 模型)的推理效果最为理想。

#### 2.1 TransE 模型

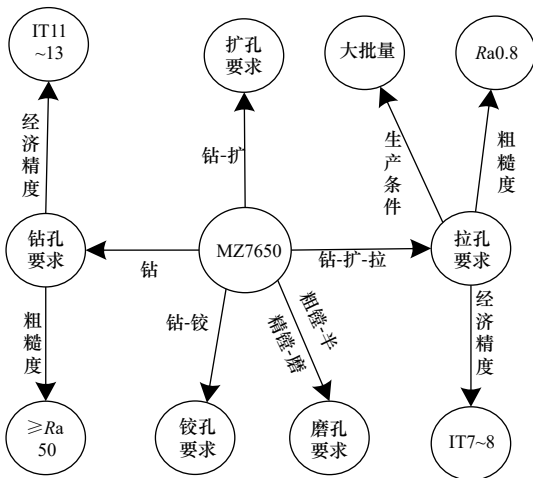
工艺知识是以离散化符号的形式存在,为了便于计算机的识别和推理,常常将知识图谱中的三元组  $(h, r, t)$  表示成向量的形式,例如某零件外圆表面粗糙度是  $Ra\ 0.63\ \mu m$ ,此时  $h$  表示的是外圆表面特征, $r$  是加工该零件外圆表面时的加工方案, $t$  是该表面粗糙度  $Ra\ 0.63\ \mu m$ 。可知,3 种方案中,只有“粗车-半精车-磨削”此方案加工后的粗糙度最接近该零件要求的粗糙度,从而决策出该加工方案。TransE 模型<sup>[14]</sup>用向量表示如图 3 所示。

在理想情况下,  $h+r=t$ ,但在知识图谱中会因为不确定因素的影响使得  $h+r \approx t$ ,因此 TransE 算法的训练目标是尽可能满足  $h+r=t$ 。为了衡量 3 个向量之间的距离,这里引入  $L_1$  范数和  $L_2$  范数。

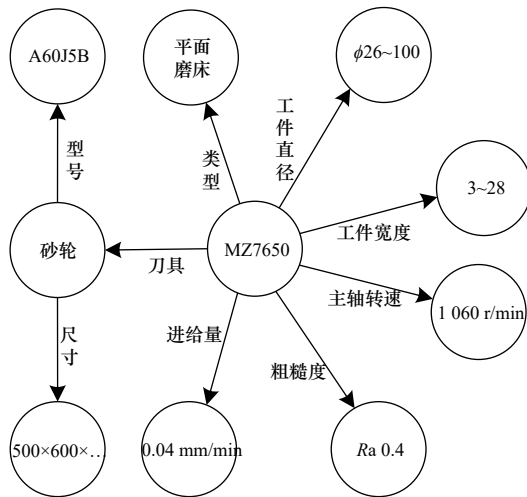
$L_1$  范数是曼哈顿距离,用来衡量向量  $X_1$  和  $X_2$  之间的差异性,  $X_{1i}$  表示  $X_1$  向量中的第  $i$  个属性值,



(a) 零件信息层知识图谱



(b) 工艺知识层知识图谱



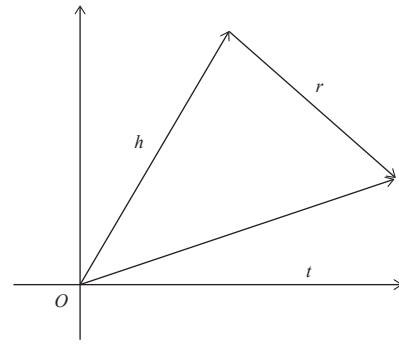
(c) 工艺设备层知识图谱

图2 工艺知识图谱(局部)

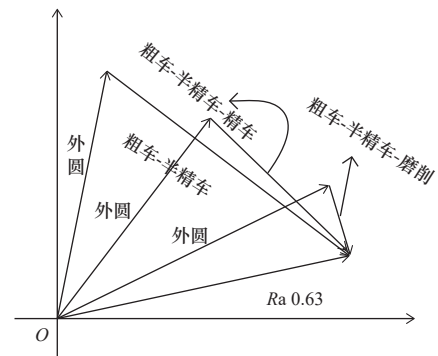
则两向量距离:

$$D_{L1}(X_1, X_2) = \sum_{i=1}^n |X_{1i} - X_{2i}| \quad (1)$$

$L_2$  范数是欧式距离, 是衡量向量  $X_1$  和  $X_2$  之间的差距, 则两向量之间差距:



(a) TransE 空间向量表达



(b) TransE 模型示例

图3 TransE 模型

$$D_{L2}(X_1, X_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{1i} - X_{2i})^2} \quad (2)$$

为了能清楚得知训练的三元组是否正确, 可用  $L_1$  范数或  $L_2$  范数衡量, 训练的三元组越准确, 差距越小, 反之错误的三元组差距越大。定义目标 LOSS 函数:

$$LOSS = \sum_i \sum_j [\gamma + (h+r-t)^2 - (h'+r-t')^2]_+ \quad (3)$$

式中:  $i$  和  $j$  分别表示  $(h, r, t) \in S$  和  $(h', t, r') \in S'$  (下同),  $S$  和  $S'$  分别代表正样本和负样本集合,  $(h, r, t)$  表示正确的三元组,  $(h', r, t')$  表示错误的三元组, 通过随机替换头实体或尾实体得到,  $\gamma$  是正负样本之间的间隔, 常数。  $[x]_+$  表示  $\max(0, x)$ 。

对于某一个  $h_i$ , 则它的梯度:

$$\frac{\partial LOSS}{\partial h_i} = \sum_i \sum_j \frac{\partial [\gamma + (h+r-t)^2 - (h'+r-t')^2]_+}{\partial h_i} \quad (4)$$

对  $h_i$  求导:

$$\frac{\partial LOSS}{\partial h_i} = \sum_i \sum_j \begin{cases} 2(h_i+r-t) & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $x = \gamma + (h+r-t)^2 - (h'+r-t')^2$

同理, 依次求出  $t_i, h'_i, t'_i, r_i, \gamma$  的梯度。

## 2.2 TransH 模型

TransE 处理一对一关系有着简单有限的表示,

并能完成关系预测任务，但是对于工艺决策一对多 (1-N)，多对一 (N-1)，多对多关系 (N-N) 的表示，例如对于轴承磨削工艺的工艺决策，需要轴承类型、尺寸、精度、批量等多因素共同决策该零件的工艺路线，使用 TransE 模型决策非一对一关系并不能达到理想的效果，为了解决多种关系推理，对 TransE 模型进行优化改进-TransH 模型<sup>[15]</sup>。由于向量空间中的不同向量投影到超平面时效果是一样的，这就使 TransH 在理论上解决了非一对一关系的问题，TransH 模型向量空间表示如图 4 所示。

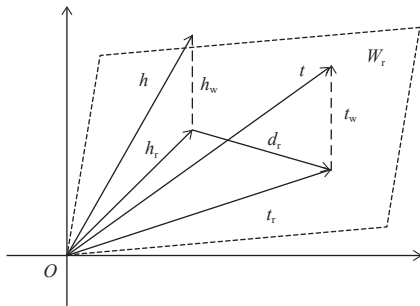


图 4 TransH 空间向量表达

$w$  是超平面  $W_r$  的单位法向量，则  $h$  在超平面上  $W_r$  的单位法向量  $h_w$  投影为：

$$h_w = w^T h w \quad (6)$$

映射向量  $h_r$  是：

$$h_r = h - h_w = h - w^T h w \quad (7)$$

同理，得到的  $t_w$  和  $t_r$  分别是：

$$t_w = w^T t w \quad (8)$$

$$t_r = t - t_w = t - w^T t w \quad (9)$$

$$LOSS = \sum_i \sum_j \left[ \gamma + (h - w^T h w + d_r - t + w^T t w)^2 - (h' - w^T h' w + d_r - t' + w^T t' w)^2 \right]_+ \quad (10)$$

对  $h_i$  的梯度求导为：

$$\frac{\partial LOSS}{\partial h_i} = \sum_i \sum_j \begin{cases} 2 \left[ \begin{matrix} (h_i - w^T h_i w + \\ d_r - t + w^T t w) \end{matrix} \right] & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中： $x = \gamma + (h - w^T h w + d_r - t + w^T t w)^2 - (h' - w^T h' w + d_r - t' + w^T t' w)^2$

### 3 试验验证

#### 3.1 试验环境及算法

本文基于 Python3.9 和 Pycharm 平台进行测试，选取 WN18 和 FB15k 两种数据集使用 TransE 模型进行工艺决策，数据集统计信息如表 1 所示，TransE 模型核心代码程序如表 2 所示。

表 1 数据集统计信息

数据设置	WN18	FB15K
实体	40 943	14 951
关系	18	1 345
训练集	141 442	483 142
验证集	5 000	5 000
测试集	5 000	177 404

表 2 TransE 模型伪代码

算法 TransE模型
输入三元组集 $S = \{h, r, t\}$ ，实体集 $E$ 和关系集 $L$ ，常数 $\gamma$ ，向量维度 $k$ 。
1: 关系初始化 $r \leftarrow \text{uniform}\left(-\frac{6}{\sqrt{k}}, \frac{6}{\sqrt{k}}\right)$ for each $r \in L$
2: 关系归一化 $r \leftarrow r / \ r\ $ for each $r \in L$
3: 实体初始化 $e \leftarrow \text{uniform}\left(-\frac{6}{\sqrt{k}}, \frac{6}{\sqrt{k}}\right)$ for each entity $e \in E$
4: Loop
5: 实体归一化 $e \leftarrow e / \ e\ $ for each entity $e \in E$
6: 抽取样本 $S_{\text{batch}} \leftarrow \text{sample}(S, b) / \text{sample a minibatch of size } b$
7: 初始三元组对 $T_{\text{batch}} \leftarrow \emptyset / \text{initialize the set of pair of triplets}$
8: for $(h, r, t) \in S_{\text{batch}}$ do
9: $(h', r, t') \leftarrow \text{sampel}(S'_{(h, r, t)}) / \text{sample a corrupted triplet}$
10: $T_{\text{batch}} \leftarrow T_{\text{batch}} \cup \{(h, r, t), (h', r, t')\}$
11: End for
12: 随梯度下降更新向量 $\sum_{(i, j) \in T_{\text{batch}}} \nabla [\gamma + d(h + r, t) - d(h' + r, t')]_+$
13: End loop

#### 3.2 决策过程及结果分析

TransE 模型通过替换三元组中不同的尾实体  $t$  (也可替换  $h$  或  $r$ )，从而嵌入不同的三元组向量，并为每一个预测的三元组进行一个打分排序，从而得知大致的预测情况。如图 5 所示。

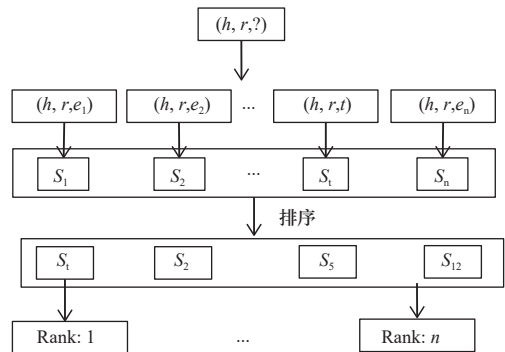


图 5 TransE 模型预测

本文以图 6 所示的 P0 级 6203 轴承内圈磨加工工序为例，其磨削工艺决策使用的三元组 S(部分) 示例如表 3 所示 (t 括号中为预测结果得分，得分越高预测越好)。

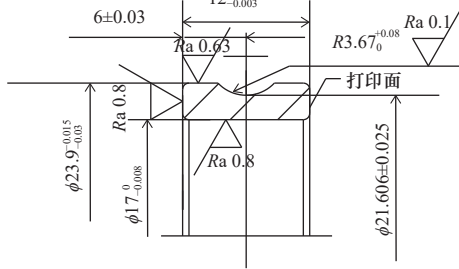


图 6 P0 级 6203 轴承内圈

表 3 工艺决策三元组 (示例)

<i>h</i>	<i>r</i>	<i>t</i>
外径	机床选择	M1080(0.90) M7475B(0.17) CA6140(0.45)
Ra 0.63	加工方法	粗车(0.46) 粗车-半精车(0.60) 粗车-半精车-磨削(0.92)
$\phi 23.9$	加工余量	0.10 mm/(0.9) 0.15 mm/(0.78) 0.20 mm(0.5)
M1080	切削规范	1 300 r/min(0.87) 2 400 r/min(0.65)

将实体和关系随机组合成工艺决策三元组，再将工艺决策三元组集 S 代入 TransE 模型中，令训练轮次  $epochs=300$ ， $nbatch=100$ ，向量维度  $k=50$ ，学习率  $lr=0.01$ ，常数  $\gamma=1.0$ ， $norm=L_1$ ，通过不断训练，最终决策出的三元组趋于稳定，随着训练轮次增加得出的目标 LOSS 函数结果如图 7 所示。

从图 7 可知，经过 TransE 模型决策后的三元组正确率随着模型训练轮次的增加，工艺决策出正确三元组的正确率逐渐提高。嵌入质量也随之增高。模型预测效果用评价指标 MRR(平均倒数排名) 和

Hit@n(所有样本中排名在 n 以内的比例) 表示，与其他推理预测算法效果对比，结果如表 4 所示。

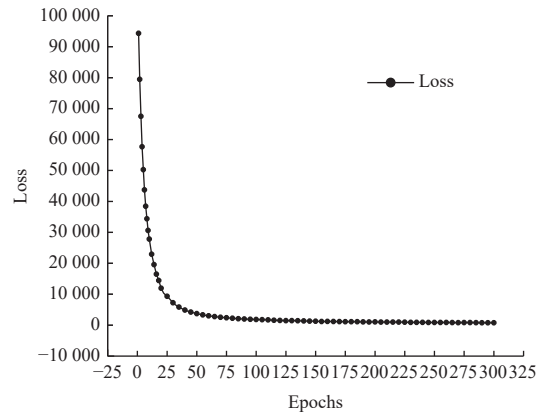


图 7 目标 LOSS 函数

表 4 算法预测结果比较

算法	MRR	Hit@1	Hit@3
TransE	0.381	0.231	0.472
DistMult	0.654	0.402	0.612
ComplEx	0.692	0.402	0.759
ANALOGY	0.725	0.646	0.785

从表 4 可知，TransE 对于排名前 n 的三元组预测均高于其他算法，因此使用 TransE 模型用于工艺决策时效果也更加优异。将 6203 轴承内圈的原始数据实体用 TransE 模型预测，其工艺决策结果如表 5 所示。

### 3.3 合理性验证

工序的工艺决策合理与否，可从模糊理论及隶属度函数来间接验证。以磨加工外圆为例，X 是加工此外圆的加工方案(从车到磨)集合， $X_i$  是加工方案，Ra 是在该  $X_i$  加工方案被加工表面所能达到的粗糙度，则：

$$\mathbf{X}=\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6\}$$

$$X_1=\text{粗车} \rightarrow \text{半精车} \rightarrow \text{磨}(Ra0.40 \sim 0.80 \mu\text{m})$$

表 5 工艺决策结果

工序	留量/mm	工序尺寸及公差/mm	机床	刀具	夹具	砂轮转速/(r/min)	工件转速/(r/min)	横进给量/mm
磨端面	0.2	$12.2 \pm 0.03$	DSG-23E	A60JB	导板	920	6	
磨外圆	0.1	$\phi 24_{-0}^{+0.15}$	M1080	A80PR	托板	1 300	73	
磨内孔	0.2	$\phi 16.8_{-0.15}^0$	M2110	MA80PV	磁板	2 400	700	0.36
磨内沟	0.184	$\phi 21.8_{-0}^{+0.15}$	M8804K	A100PR	无心夹具	2 300	860	0.64
超精内沟	0.01	$\phi 21.616 \pm 0.02$	VMGC60	GCW10MV	油石夹			

$X_2$ =粗车→半精车→粗磨→精磨 (Ra0.10~0.40)

$X_3$ =粗车→半精车→粗磨→精磨→超精磨 (Ra0.012~0.10)

$X_4$ =粗车→半精车→粗磨→精磨→镜面磨 (Ra0.025~0.20)

$X_5$ =粗车→半精车→精车→研磨 (Ra0.05~0.10 μm)

$X_6$ =粗车→半精车→精车→粗研→抛光 (Ra0.025~0.40 μm)

图8是工艺方案试验装置,假设加工方案 $X_i$ 所能达到的粗糙度区间为 $[Ra_{H(X_i)}, Ra_{L(X_i)}]$ ,根据分段函数定义表面粗糙度与加工方案之间的模糊映射的隶属函数:

$$\tilde{f}_{Ra \times X} : r_{Ra(X_i)} = \begin{cases} 1 & Ra > Ra_L \\ 1 - \frac{\log Ra_L - \log Ra}{5(\log Ra_L - \log Ra_H)} & Ra_H \leq Ra \leq Ra_L \\ 0 & Ra < Ra_H \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\tilde{f}_{(Ra \times X)}$ 表示表面粗糙度与外圆加工方案之间的模糊映射, $r_{(Ra(X_i))}$ 表示按被加工表面的粗糙度选择加工方案 $X_i$ 的可能性或合理性程度,当合理性程度在 $[0.8,1]$ 区间时,可选取该加工方案。当加工示例的外圆时,该表面粗糙度 $Ra=0.63 \mu m$ ,而“粗车→半精车→磨”所能达到的粗糙度范围为 $Ra0.4\sim 0.8 \mu m$ ,根据隶属函数计算,选择该方案的合理性为 $0.93 \mu m$ ,该加工方案较为合理。

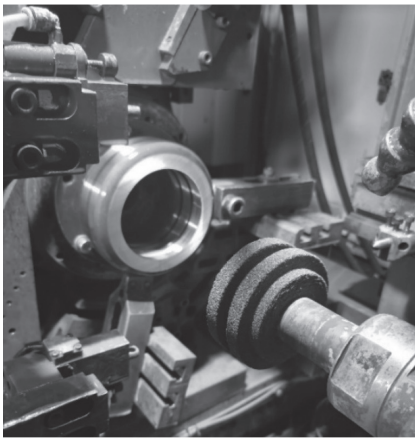


图8 试验装置

#### 4 结语

为了实现工艺决策的智能推理,本文构建了一种基于知识图谱的工艺决策方法,该方法通过翻译距离 TransE 模型进行测试和验证,得到的目标 LOSS 函数收敛,嵌入预测效果优异,并用此方法

决策出了 P0 级 6203 轴承内圈磨加工工艺过程,再以模糊理论和隶属度函数验证结果的合理性。本文所用的工艺决策方法优点如下:

(1) 构建了工艺知识图谱,并将工艺知识以向量表示,便于计算机的存储、表示和推理。

(2) 使用翻译距离模型中的 TransE 模型验证,得到其目标 LOSS 函数图象,并对比其他算法比较出 TransE 模型预测效果的优异。

(3) 试验推理结果经过模糊理论和隶属度函数的验证得知合理性程度,对采用推理结果有一定的依据。

#### 参 考 文 献

[1] 郭亮,晏釜,李焜,等.基于知识图谱的工艺推理系统[J].现代制造工程,2021(10): 1-10.  
 [2] 张胜文,赵良才.计算机辅助工艺设计-CAPP系统设计[M].2版.北京:机械工业出版社,2014: 34-43.  
 [3] 高刚.智能CAPP中的决策技术研究[D].秦皇岛:燕山大学,2018.  
 [4] 钟万,徐巍,葛东坡.三维CAPP的智能工艺决策技术研究[J].内燃机与配件,2019(19): 114-116.  
 [5] 徐迪.CAPP中智能工艺决策技术研究[D].杭州:浙江理工大学,2014.  
 [6] 辛宇鹏,王刚锋,张琪,等.基于典型工序MBD模型的工艺路线决策研究[J].机械设计与制造,2021(12): 187-190.  
 [7] 梅兴,杨森,孙晓东,等.基于改进粗糙集的典型结构件工艺路线决策方法研究[J].工业工程与管理,2018,23(1): 45-50, 58.  
 [8] 王涌泉,高琦.CAPP系统中工艺知识推送方案的设计与研究[J].组合机床与自动化加工技术,2019(5): 134-137.  
 [9] 王涌泉.基于三维CAPP系统的工艺数据应用的研究[D].济南:山东大学,2019.  
 [10] 马瑞新,李泽阳,陈志奎,等.知识图谱推理研究综述[J].计算机科学,2022,49(S1): 74-85.  
 [11] 杨伟凯,王艳,纪志成.面向知识图谱的智能生产系统工艺知识推理方法[J/OL].系统仿真学报: 1-11.  
 [12] 魏瑾,李伟华,潘炜.基于知识图谱的智能决策支持技术及应用研究[J].计算机技术与发展,2020,30(1): 1-6.  
 [13] 郝卫,魏赞.基于知识图谱表示学习的推荐算法优化[J].智能计算机与应用,2020,10(4): 22-26, 31.  
 [14] Bordes A, Usunier N, Garcia-Duran A, et al. Translating embeddings for modeling multi-relational data[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2013, 26-2789-2795.  
 [15] Zhen W, Zhang J W, Feng J L, et al. Knowledge graph embedding by translating on hyperplanes[C]. Proceedings of the Twenty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2014: 1112-1119.

第一作者:吕宽宽,男,1996年生,硕士研究生,研究方向为轴承套圈磨削工艺设计。E-mail: lvkuankuan1996@163.com

通信作者:薛进学,男,1965年生,博士,副教授,研究方向为轴承制造及精密制造。E-mail: 765764566@qq.com

(编辑 李 静)

(收修改稿日期: 2023-01-12)

文章编号: 20230523

如果您想发表对本文的看法,请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。