

基于深度学习的制造工艺过程自动生成方法研究

徐文文 王裴岩* 张桂平 蔡东风

(沈阳航空航天大学人机智能研究中心 辽宁 沈阳 100136)

摘要 面向制造工艺过程的自动生成,提出一种基于深度学习的方法,具体为一种 CNN-LSTM 网络。CNN-LSTM 网络通过多路 CNN 和 LSTM 两种编码器分别对工艺属性和前道工序序列编码,生成特征向量,将特征向量组合后作为解码器的输入,生成后续工序。能够解决多方面输入信息的特征分析问题,以及在工序序列生成中前道工序序列信息与输入信息融合的问题。在 2 360 份制造大纲文件数据上的实验表明,该方法生成的工艺过程与参考工艺过程的相似性达到 0.451 5, BLEU-4 达到 0.237 6, 好于对比方法。

关键词 工艺过程自动生成 多路 CNN LSTM

中图分类号 TP3

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2022.12.014

AUTOMATIC GENERATION METHOD OF MANUFACTURING PROCESS BASED ON DEEP LEARNING

Xu Wenwen Wang Peiyan* Zhang Guiping Cai Dongfeng

(Research Center of Human-Machine Intelligence, Shenyang Aerospace University, Shenyang 100136, Liaoning, China)

Abstract For the automatic generation of manufacturing process, this paper proposes a method based on deep learning, specifically a CNN-LSTM network. The CNN-LSTM network encoded the process attributes and the sequence of the preceding procedure respectively through multi-channel CNN and LSTM encoders to generate the feature vectors, which were combined as the input of the decoder to generate the subsequent procedures. It could solve the problem of characteristic analysis of input information in many aspects and the fusion of pre-process sequence information and input information in process sequence generation. The experiment on 2 360 manufacturing outline documents data shows that the similarity between the process generated by this method and the reference process is 0.451 5, and BLEU-4 is 0.237 6, which is better than the comparison method.

Keywords Automatic process generation Multi-channel CNN LSTM

0 引言

工艺过程是指在生产过程中改变生产对象的形状、尺寸、相对位置和物理、力学性能等,使其成为成品或半成品的过程^[1]。工艺过程自动生成是指利用现有的经验知识,通过人工智能的方法实现工艺过程高效的自动编写^[2]。工艺过程的自动生成对减少工艺过程过于依赖经验知识、提高生产效率具有重要意义,同时对工业制造领域的发展具有推动作用。

工艺过程生成是 CAPP (Computer Aided Process

Planning) 系统的研究重点。工艺过程生成方法主要分为派生式和生成式两大类^[3]。派生式通过检索及重用相似零件的工艺,实现工艺过程的生成,如文献[4]利用多个核函数学习工艺相似性实现工艺过程重用,文献[5]通过工艺参数相似性匹配的方法实现工艺过程生成。派生式方法的问题是,对于找不到相似零件的设计任务,无法生成其工艺过程。生成式直接分析零件加工特征,采用产生式规则、本体、神经网络等方法推理生成工艺过程。文献[6]首先对零件的加工特征进行详细设计,然后通过规则约束进行工艺过程生成,该方法虽然对特殊零件的识别能力有所提高,但

收稿日期:2020-06-05。沈阳市重大科技创新研发计划项目(Y19-1-011);辽宁省自然科学基金计划重点项目(20170540705)。

徐文文,硕士生,主研领域:人工智能与自然语言处理。王裴岩,工程师。张桂平,教授。蔡东风,教授。

仍需要人工设计特征和规则耗时费力。文献[7]引入本体概念赋予生成过程语义信息,通过图搜索和规则推理进行工艺过程生成,该方法对于生成序列的合理性有一定的改善,但是需要大量人力构建本体的结构特征和本体对应的工艺方法属性。为降低规则或本体等工艺生成知识获取的难度,人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)^[8-11]被应用于工艺过程生成,用来提取工艺特征和对工艺样本的分类,然后再利用分类结果检索工艺知识库生成工艺过程。但现有研究仅应用了前馈神经网络,对于工序间的序列关系,工艺特征的自动提取与多种特征的提取融合等方面未被考虑。

近年来,深度学习方法在内容生成方面得到了广泛的研究与应用,如机器翻译^[12-16]、古诗词生成^[17-20]、文本摘要生成^[21-22]和图片标题生成^[23-24]等。上述问题皆是基于分析输入特征的序列生成任务。机器翻译^[12]通过分析源语言,生成目标语言词序列。图片标题生成^[23]在提取图片关键信息后,生成图片内容的词序列。工艺过程生成与上述任务具有同质性,以材料、零件结构、工艺技术要求等作为输入,提取制造特征后,生成工序序列。区别于上述任务,工艺过程生成需要分析材料、零件结构、工艺技术要求等多方面输入信息,而机器翻译等任务输入相对单一。另外,工序间除序列关系外,相对于机器翻译等任务,工序的生成对输入信息的依赖更强,如“涂漆”“热处理”等工序更依赖于工艺技术要求,而不仅是前序序列信息。因此,在工艺生成领域,基于深度学习的方法尚研究不足。

面向上述问题,本文提出一种 CNN-LSTM 网络的工艺过程生成方法。该方法通过 CNN 和 LSTM 两种编码器分别对工艺属性和前序工序序列编码,生成特征向量,将特征向量组合后作为解码器的输入,生成后续工序。该方法利用多路 CNN 能够解决多方面输入信息特征分析的问题,同时结合 LSTM 网络解决在工序序列生成中前序工序序列信息与输入信息同时作用的问题。CNN-LSTM 网络在某型飞机机身钣金零件制造大纲文件数据上进行了验证,生成工艺过程与参考工艺过程的相似性达到 0.451 5, Blue-4 达到 0.237 6, 好于对比方法。

1 CNN-LSTM 网络

对于有工艺属性 P 描述的工艺设计任务,生成其工序序列 (s_1, s_2, \dots, s_n) 。本文提出的 CNN-LSTM 网络依据工艺属性 P 及前序工序序列 $(s_{i-5}, s_{i-4}, s_{i-3}, s_{i-2}, s_{i-1})$ 生成后续工序 s_i 。该过程为递归生成过程(如图 1 所示),把生成过程分为 n 个时刻,在每时刻 t_i 生成一

个工序。在时刻 t_1 生成第一个工序 s_1 ,时刻 t_2 依据 P 及工序 s_1 生成工序 s_2 ,时刻 t_3 依据 P 及 (s_1, s_2) 生成 s_3 ,以此递推直到时刻 t_n 生成 s_n 。CNN-LSTM 网络采用 CNN 提取工艺属性 P 的特征,采用 LSTM 提取前序工序序列 $(s_{i-5}, s_{i-4}, s_{i-3}, s_{i-2}, s_{i-1})$ 的特征,并再次采用 LSTM 网络结合 Softmax 函数生成后续工序。

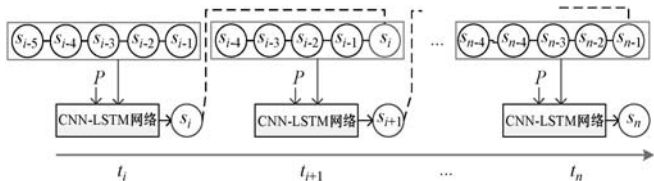


图 1 多个时刻的 CNN-LSTM 网络

单时刻 CNN-LSTM 网络结构如图 2 所示,由输入层、编码层、解码层组成。输入层用于对工艺属性和工序序列的输入;编码层用于对工艺属性和工序序列的特征提取,其中使用 LSTM 对工序序列进行特征提取,使用 CNN 对工艺属性进行特征提取,并将两者融合形成编码向量;解码层利用 LSTM 最后一层隐状态作为解码向量,将解码向量通过分类器 Softmax 函数预测出下一步工序,最后根据这种网络结构递归生成工艺过程。

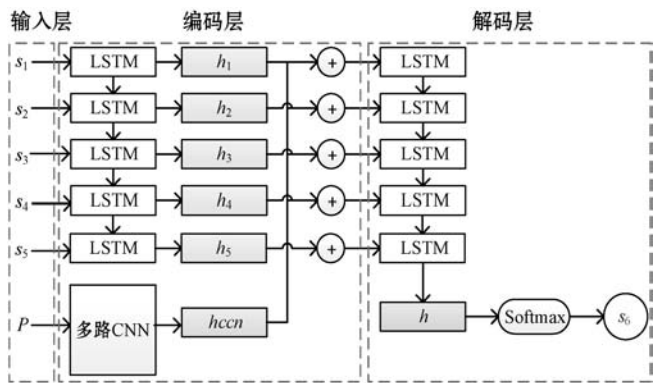


图 2 单时刻的 CNN-LSTM 网络

1.1 输入层

CNN-LSTM 网络的输入包括前序工序序列与工艺属性两大类。对于工序序列,本文首先规范化了每个工序的描述,共规约出 202 种工序方法,如“下料、冲切、检验、硬度检测”等,包括工序简述与工序描述。采用索引编码每个工序方法,然后通过词嵌入大小为 256 的嵌入层得到每个工序的向量为 256 维,前序工序序列考虑前五个工序,因此 CNN-LSTM 前序工序序列表示为 5×256 维的矩阵。

工艺属性可以包括零件类型、材料名称、材料规格、材料牌号、材料状态、技术要求和零件图等方面信息。本文将所有工艺属性采用字符 One-hot 向量表示。以技术要求为例,如“按 11010-000 铬酸阳极化”,每个字符用 603 维的 One-hot 向量表示,形成 15(技术

要求的字符数) $\times 603$ 维的矩阵。为了使得 CNN 网络输入的维度一致,采用了实验数据中技术要求最多字符数 208, CNN 技术要求属性输入矩阵为 208×603 。综合零件类型与材料等其他工艺属性,形成了多路工艺属性输入。

1.2 编码层

1.2.1 多路 CNN 的工艺属性特征编码

本文利用不同参数设置的 CNN 分别提取零件类型与材料等四种工艺属性的字符级特征信息。将每种工艺属性按字切分后,转换成对应的 One-hot 向量分别通过卷积层、池化层提取局部特征,然后利用全连接层将其局部特征映射为全局特征,最后将每种工艺属性对应的全局特征串联拼接,得到包含每种工艺属性信息的编码向量。多路 CNN 对工艺属性特征编码过程如图 3 所示。

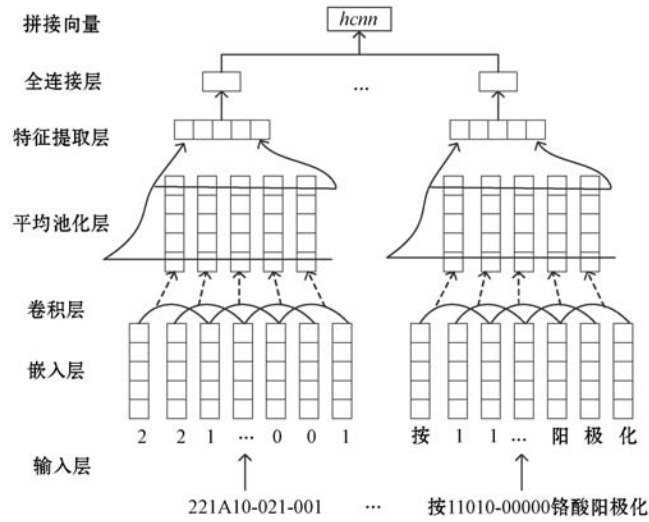


图 3 工艺属性特征编码

1.2.2 基于 LSTM 的工序序列特征编码

本文采用 LSTM 网络将前序工序序列信息融入模型中,对后续工序与前序工序序列的关系建模。将前序工序序列对应的向量矩阵输入到 LSTM 网络中进行编码,并取每个时间步输出的隐向量作为编码向量。LSTM 单元结构如图 4 所示。

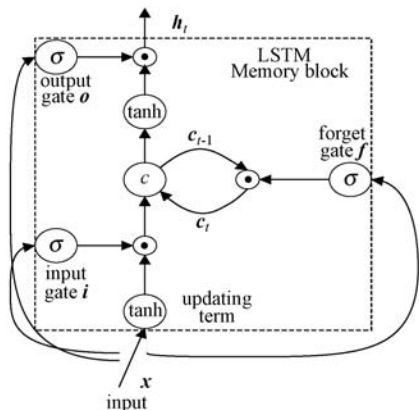


图 4 LSTM 单元结构

LSTM 单元包含输入门 i 、遗忘门 f 和输出门 o 。其中“门”结构赋予了 LSTM 单元删除或添加信息到细胞状态的能力,对历史信息进行选择性的保留。门的定义单元更新和输出如下:

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (1)$$

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3)$$

$$\tilde{c}_t = h(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t \quad (5)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (6)$$

式中: \odot 表示带有门值的乘积; W 矩阵为训练权重参数; b 表示偏置量; σ 和 h 分别表示神经元中 Sigmoid 和 \tanh 激活函数; c 表示每个记忆单元的状态; h_t 表示 t 时刻 LSTM 输出的隐层向量。

1.2.3 特征融合

本文将工艺属性信息融入到每个工序信息上,利用工艺属性信息以更好地指导下一步工序的生成,使生成的工序更加符合工艺属性信息描述下的工艺过程中的工序。目前两种经典的特征融合方法,第一种方法是直接将不同的特征向量进行串联拼接;第二种方法是将不同的特征向量叠加成复向量。本文采取第二种特征融合方法,将前序工序序列经过 LSTM 层编码后,取每个时间步的工序特征与当前输入的工艺属性特征进行向量叠加,使融合后的复向量包含更加丰富的信息。

1.3 解码层

本文利用 LSTM 保持工艺属性下工序间的序列关系,将工艺属性与工序序列融合得到的向量通过解码输出生成后续工序。该过程首先将工艺属性和工序序列融合后的向量通过 LSTM 层,然后取 LSTM 最后一层隐状态输出的向量作为解码生成的向量,最后将解码生成的向量通过全连接层的 Softmax 函数对其归一化得到当前生成工序的概率分布,采用贪心搜索算法选择当前生成工序的概率分布上概率最大的工序作为生成工序并将其输出。

2 实验与结果分析

2.1 实验数据

本文实验数据来自某型飞机钣金零件制造大纲文件,共 2 360 份。每份文件包括四种工艺属性和该零件的工艺过程,平均每条工艺过程约有 27.13 步工序。数据集按照 8:1:1 的比例进行划分,即训练集 1 888 份,验证集 236 份,测试集 236 份,并采用了十折交叉

验证,取十次结果的平均值作为对算法精度的估计,以保证实验结果的可靠性。

2.2 评价方法

本文采用了基于编辑距离的相似性评价整体的一致性,采用了 BLEU 评价生成的单步工序和局部工序序列的正确性。另外,通过实例分析了能够学习出特征与工艺方法的关联、工艺方法间的序列关系。宏观角度上,通过编辑距离(Levenshtein Distance)计算定义的序列相似度,计算生成工序过程与参考工序的整体相似性,评价生成序列的整体质量。编辑距离越小,两序列相似性越大。微观角度上,通过 BLEU(Bilingual Evaluation Understudy)计算生成序列和参考序列之间相同 n 元工序组的占比,评价生成的局部工序序列的正确性。BLEU 值越大,局部工序序列的正确性越高。

2.2.1 工序序列相似度 \overline{ED}

编辑距离用来计算将生成工艺过程改成参考工艺过程所需要删除、修改与增加工序的最小数量。编辑距离计算公式如下,可通过动态规划算法求出:

$$Edit(i, j) = \begin{cases} \max(i, j) & \min(i, j) = 0 \\ \min \begin{cases} Edit(i-1, j) + 1 \\ Edit(i, j-1) + 1 \\ Edit(i-1, j-1) + [A[i] \neq B[j]] \end{cases} & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

工序序列相似度 \overline{ED} 的计算式表示为:

$$\overline{ED} = 1 - \frac{Edit(i, j)}{\max(|A|, |B|)} \quad (8)$$

式中: $Edit(i, j)$ 是生成工艺过程 A 与参考工艺过程 B 的编辑距离; $|A|$ 与 $|B|$ 分别代表生成工艺过程 A 与参考工艺过程 B 的长度。 \overline{ED} 越高,说明将生成工艺过程改成参考工艺过程所需要删除、修改与增加工序的最小数量越小,两工艺过程越相似。

2.2.2 BLEU

与 \overline{ED} 不同, BLEU 考虑的粒度是工序级,用来评价生成序列和参考序列中 n 元工序组的共现程度。计算公式如下:

$$P_n(A, B) = \frac{\sum_k \min(h_k(A), h_k(B))}{\sum_k h_k(A)} \quad (9)$$

$$BP = \begin{cases} 1 & |A| > |B| \\ e^{1 - \frac{|B|}{|A|}} & |A| \leq |B| \end{cases} \quad (10)$$

$$Bleu = BP \cdot \exp\left(\sum_{n=1}^N w_n \log P_n\right) \quad (11)$$

式中: n 表示在工艺过程中 n 个连续的工序; P_n 表示 n 个连续的工序的正确率; A 和 B 分别表示生成序列和

参考序列; k 表示可能存在的 n 元工序组序号; $h_k(A)$ 表示第 k 组可能 n 元工序组在生成序列 A 中出现的次数; $h_k(B)$ 表示第 k 组可能的 n 元工序组在参考译文 B 中出现的次数; BP 为惩戒因子,由生成序列和参考序列长度大小确定,若生成序列长度大于参考序列长度, BP 为 1,反之为小于等于 1 的数; $|A|$ 和 $|B|$ 分别指生成序列和参考序列的长度; w_n 为加权参数,本文将其设置为 $\frac{1}{n}$ 。实验中生成序列 A 和参考序列 B 长度相等,故 BP 设置为 1。

2.3 实验参数设置

本文面向实验数据中的零件类型、材料名称、工艺编码和技术要求四种工艺属性,利用四路 CNN 分别对其进行特征提取。参数设置如下:每路 CNN 的卷积步长均设置为 1,卷积核高度均设置为 2,宽度默认为向量维度(即每种工艺属性对应的字典大小),池化层均采用平均池化,根据不同工艺属性的信息复杂程度,每种工艺属性卷积核个数分别设置为 100、200、200、300,激活函数为 Sigmoid,损失函数采用交叉熵,优化算法为 Adam。详细参数设置如表 1 所示。

表 1 神经网络中超参数设置

参数名称	值
dropout rate(dropout 率)	0.1
learning rate(学习率)	0.001
embedding size(嵌入层维度)	256
hidden size(隐层节点数)	256
batch size(批次大小)	128
epoch(迭代次数)	30

2.4 结果分析

为了验证本文方法的有效性,选取 NIC(Neural Image Caption)^[24]、MRNN(Multimodal Recurrent Neural Networks)^[23] 和 BiLSTM(Bidirectional LSTM)^[16] 三种模型和本文 CNN-LSTM 模型在本文实验数据上进行对比。其中 BiLSTM 模型是利用双向 LSTM 网络仅对工序序列关系建模,不使用工艺属性,与其对比能够反映工艺属性在生成工艺过程中的作用。NIC 模型同样采用 CNN 网络处理工艺属性,与本文方法的区别是,将 CNN 的输入作为第一个 LSTM 单元的输入,而不是在每个 LSTM 单元都加入 CNN 的工艺属性编码向量。与 NIC 比较能够反映在每步工序生成时考虑工艺属性的必要性。MRNN 在每个 RNN 单元上都加入了 CNN 的工艺属性编码向量,在解码层仅使用了 Softmax。与 MRNN 比较,能够反映本文模型在解码端加入 LSTM

网络的作用。各方法的 \overline{ED} 值如表 2 所示。

表 2 \overline{ED} 值结果对比

模型	\overline{ED}
NIC ^[24]	0.295 8
MRNN ^[23]	0.405 0
BiLSTM ^[16]	0.346 6
CNN-LSTM	0.451 5

由表 2 可知,本文方法(CNN-LSTM)较三种模型 \overline{ED} 值均有提升,较于 NIC 模型的 \overline{ED} 值提升了约 0.16,较于 BiLSTM 模型的 \overline{ED} 值提升了约 0.11,较于 MRNN 模型的 \overline{ED} 值提升了约 0.05。上述结果说明 CNN-LSTM 模型生成的工艺过程在整体质量上好于对比方法。 \overline{ED} 通过编辑距离计算,因此 CNN-LSTM 生成工序序列通过修改与删除等操作调整为参考工序序列的代价更少,好于对比方法。BLEU 值实验结果对比如表 3 所示。

表 3 BLEU 值结果对比

模型	BLEU-1	BLEU-2	BLEU-3	BLEU-4
NIC ^[24]	0.390 4	0.245 5	0.152 3	0.101 0
MRNN ^[23]	0.545 0	0.369 4	0.247 8	0.183 4
BiLSTM ^[16]	0.434 3	0.341 3	0.205 4	0.149 6
CNN-LSTM	0.588 7	0.406 5	0.304 5	0.237 6

由表 3 可知,CNN-LSTM 相较于上述三个对比模型中的 BLEU 值均有提升,说明本文模型生成的工序序列中具有更多的正确 n 元工序组。BLEU-1 值较于 NIC、MRNN、BiLSTM 三个对比模型分别提升约 0.19、0.04、0.15,BLEU-2 值较于上述三个对比模型分别提升约 0.16、0.04、0.06,BLEU-3 值较于上述三个对比模型分别提升约 0.15、0.06、0.10,BLEU-4 值较于上述三个对比模型分别提升约 0.13、0.05、0.09。表 4 与表 5 展示了 MRNN 与 CNN-LSTM 生成工艺过程的一个示例。

表 4 四种工艺属性

序号	工艺属性名称	工艺属性内容
1	工艺编码	221a2120-017-501
2	零件类型	垫片
3	材料名称	包铝板
4	技术要求	1.按 11010-00000 铬酸阳极化。 2.按 04500-03600 涂 1786 耐流体底漆

通过对该示例分析可以看出:CNN-LSTM 与 MRNN 皆学习出了工序间的序列关系,每个操作类工序后皆

有检验类工序,并且准备工序“供料 检验”及收尾工序“总检 保护 核实印章并入库”皆生成正确;CNN-LSTM 正确地生成出了“铬酸阳极化”与“涂底漆”工序,这两种工序在技术要求中明确要求。再者,CNN-LSTM 生成了“去毛刺 锐边倒圆”工序,虽然与参考工序“去毛刺并锐边倒圆”有差别,但操作的过程是一致的,能够学习出“垫片”类零件与修整类工序的关系。因此,CNN-LSTM 能够更好地利用工艺属性指导工艺过程生成。CNN-LSTM 缺失了“铣切外形”工序,是由于本文数据输入工艺属性缺少零件结构特征造成的。CNN-LSTM 的多路 CNN 网络便于扩展更多的工艺属性,如何加入三维零件模型或是二维图纸数据,可在未来工作中予以研究。

表 5 四种工艺属性对应工艺过程

序列名称	工艺过程示例
参考序列	供料 检验 冲切 <u>铣切外形</u> 去毛刺并锐边倒圆 检验 铬酸阳极化 检验 涂底漆 检验 盖色印标识 总检 保护 核实印章并入库
CNN-LSTM 生成序列	供料 检验 冲切 去毛刺 锐边倒圆 检验 铬酸阳极化 检验 涂底漆 检验 盖色印标识 总检 保护 核实印章并入库
MRNN 生成序列	供料 检验 冲切 去毛刺 检验 成形 检验 清洗 检验 热处理 检验 总检 保护 核实印章并入库

注:仅列出工序名称,省略操作指令。

3 结 语

本文提出基于 CNN-LSTM 网络的工艺过程生成方法,通过四路 CNN 对零件类型、材料、工艺编码、技术要求四种工艺属性特征指导工艺过程的生成,利用 LSTM 对工序间的序列关系进行建模,通过编辑距离的工序序列相似性及 BLEU-4 分别达到 0.451 5 及 0.237 6,好于对比方法,证明了利用深度学习模型指导工艺过程自动生成方法的有效性,为工艺过程自动生成提供了新的研究思路。在未来的工作中,可以融合更多种工艺属性特征,提高生成质量。另一方面,本文模型是利用特征提取的方法来提取工艺属性和工序特征,今后的工作中可以在预训练部分做进一步的尝试,利用预训练模型提取语义层面的信息,以更好地指导工艺过程生成。

参 考 文 献

[1] 周哲波. 机械制造工艺学[M]. 北京:北京大学出版

- 社,2012.
- [2] 田桂中,朱钰萍,刘金锋,等. 面向机加工工艺智能生成的工艺知识建模与管理方法[J]. 计算机集成制造系统,2019,25(7):1695-1705.
- [3] 王正刚,葛友华,刘道标. 基于特征模板的工艺生成方法研究[J]. 制造技术与机床,2005(6):65-69.
- [4] 王裴岩,张桂平,翟顺龙,等. 基于多核学习的装配工艺过程重用[J]. 计算机集成制造系统,2018,24(7):1850-1857.
- [5] 张志平,朱世和,董黎敏. 基于特征的派生式 CAPP 系统研究[J]. 组合机床与自动化加工技术,2004(3):38-40.
- [6] Gao X, Mou W, Peng Y. An intelligent process planning method based on feature-based history machining data for aircraft structural parts[J]. Procedia CIRP,2016,56:585-589.
- [7] 钟艳如,姜超豪,覃裕初,等. 基于本体的装配序列自动生成[J]. 计算机集成制造系统,2018,24(6):1345-1356.
- [8] Mei J, Zhang H C, Oldham W J B. A neural network approach for datum selection in computer-aided process planning[J]. Computers in Industry,1995,27(1):53-64.
- [9] 张河涛,纪云,江平宇,等. 神经网络在实例推理中的应用研究[J]. 计算机辅助工程,1995(4):19-25.
- [10] Wang J, Zhang H L, Su Z Y. Manufacturing knowledge modeling based on artificial neural network for intelligent CAPP[J]. Applied Mechanics & Materials, 2011, 127:310-315.
- [11] Deb S, Ghosh K, Paul S. A neural network based methodology for machining operations selection in Computer-Aided process planning for rotationally symmetrical parts[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2006,17(5):557-569.
- [12] Cho K, Merriënboer B V, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN Encoder-Decoder for statistical machine translation[EB]. arXiv:1406.1078,2014.
- [13] Gehring J, Auli M, Grangier D, et al. A convolutional encoder model for neural machine translation[EB]. arXiv:1611.02344,2016.
- [14] 帕丽旦·木合塔尔,吾守尔·斯拉木,买买提阿依甫,等. RNN 编码器-解码器在维汉机器翻译中的应用[J]. 计算机工程与应用,2018,54(15):235-240.
- [15] Cherry C, Foster G, Bapna A, et al. Revisiting character-based neural machine translation with capacity and compression[EB]. arXiv:1808.09943,2018.
- [16] Nouhaila B, Habib A, Abdellah A, et al. Arabic machine translation using bidirectional LSTM Encoder-Decoder[C]// Deep Learning IndabaX,2019.
- [17] He J, Zhou M, Jiang L. Generating Chinese classical poems with statistical machine translation models[C]//26th AAAI Conference on Artificial Intelligence,2012.
- [18] Zhang X, Lapata M. Chinese poetry generation with recurrent neural networks [C]//2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), 2014: 670-680.
- [19] Yi X, Li R, Sun M, et al. Generating Chinese classical poems with RNN encoder-decoder[EB]. arXiv:1604.01537, 2016.
- [20] Luo Y, Huang Y. Text steganography with high embedding rate: Using Recurrent Neural Networks to generate Chinese classic poetry[C]//5th ACM Workshop,2017.
- [21] Nallapati R, Zhou B, Santos C N D, et al. Abstractive text summarization using sequence-to-sequence RNNs and beyond [C]//20th SIGNLL Conference on Computational Natural Language Learning,2016:280-290.
- [22] Nallapati R, Zhai F, Zhou B. Summarunner: A recurrent-neural network based sequence model for extractive summarization of documents[C]//31st AAAI Conference on Artificial Intelligence,2016.
- [23] Mao J, Xu W, Yang Y, et al. Deep captioning with multimodal recurrent neural networks (MRNN) [EB]. arXiv:1412.6632,2014.
- [24] Vinyals O, Toshev A, Bengio S, et al. Show and tell: A neural image caption generator[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 3156-3164.
- ~~~~~
- (上接第 38 页)
- [10] 马畅,何莉,金坦,等. 基于 I/O 完成端口的核电厂 MES 系统辐射数据采集软件设计及关键技术研究[J]. 核电子学与探测技术,2016,36(9):986-990.
- [11] 刘亚威. 协议一致性测试系统多并发功能模块的设计与实现[D]. 北京:北京邮电大学,2016.
- [12] 季一木,柴博周,杨罗坤,等. 基于 TD-LTE 的轨道交通集群调度系统[J]. 计算机工程,2017,43(6):296-300.
- [13] Wang Z Y. Application of high performance asynchronous socket communication in power distribution automation[C]// International Conference on Materials Science. AIP Publishing LLC, 2017.
- [14] 周任杰,刘宇,张子立,等. 基于 Python 的龙骨成型机通信方案设计[J]. 计算机应用与软件,2019,36(6):93-96.
- [15] 梁国壮,安在秋,田涵雷,等. 基于网络协议的无线远程数据传输系统设计[J]. 现代电子技术,2020,43(6):23-26.
- [16] 杨冯帆,常劲帆,王铮. 一种可实现高精度时间同步的数据传输方法[J]. 计算机工程,2020,46(2):118-125.
- [17] 陶鹏飞,张箐. 远距离遥感数据传输协议优化技术研究[J]. 武汉大学学报(工学版),2019,52(12):1106-1112.