

引文格式: 张琦, 蒋昌健, 韩嘉威, 等. 基于GRU神经网络和遗传算法的飞机装配站位物料配置方案优化[J]. 航空制造技术, 2024, 67(17): 78-82, 92.

ZHANG Qi, JIANG Changjian, HAN Jiawei, et al. Material configuration optimization method based on GRU neural network and genetic algorithm in aircraft assembly stations[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2024, 67(17): 78-82, 92.

基于GRU神经网络和遗传算法的飞机装配站位物料配置方案优化*

张琦¹, 蒋昌健², 韩嘉威¹, 刘金炜¹

(1. 中航西飞民用飞机有限责任公司, 西安 710089;

2. 西北工业大学, 西安 710072)

[摘要] 装配站位是飞机装配线基础管理单元, 由于飞机装配作业过程繁杂并存在大量随机扰动, 其管理者需要根据不断变化的工况频繁对在装架次的物料配置方案进行优化。为此, 提出一种基于门控循环单元(Gated recurrent unit, GRU)神经网络和遗传算法的优化方法。为了克服离散事件仿真在评估效率方面的局限性, 以仿真历史数据为学习样本, 采用GRU神经网络构建物料配置方案评估仿真代理模型, 模型以物料配置方案为输入, 以在装架次预计完工时间和关键物料平均滞留时间为输出。将仿真代理模型作为目标函数评估模型与遗传算法相结合, 实现物料配置方案全局优化。仿真验证结果表明, 基于GRU神经网络的仿真代理模型能够准确、高效地评估物料配置方案, 输出的优化方案能够有效缩短在装架次的预计完工时间和关键物料平均滞留时间。

关键词: 装配站位; 物料配置方案; 离散事件仿真; GRU神经网络; 遗传算法

Material Configuration Optimization Method Based on GRU Neural Network and Genetic Algorithm in Aircraft Assembly Stations

ZHANG Qi¹, JIANG Changjian², HAN Jiawei¹, LIU Jinwei¹

(1. AVIC XAC Commercial Aircraft Co., Ltd., Xi'an 710089, China;

2. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

[ABSTRACT] The assembly station is the basic management unit of the aircraft assembly line. Due to the complicated process of aircraft assembly and a large number of random disturbances, its managers need to frequently optimize the material configuration of the aircraft being processed. To this end, an optimization method based on the gated recurrent unit (GRU) neural network and genetic algorithm was proposed. In order to overcome the limitation of discrete event simulation in terms of efficiency, a simulation agent model of material configuration evaluation based on GRU neural network was constructed by taking the simulation historical data as the learning sample. The model took the material configuration as the input, and took the estimated completion time and the average residence time of key materials as the output. The simulation agent model was combined with the genetic algorithm as the objective function evaluation model to realize the global optimization of the material configuration. The simulation verification results show that the simulation agent model based on GRU neural network can accurately and efficiently evaluate the material configuration, and the output optimization configuration can effectively shorten the estimated completion time and average residence time.

Keywords: Assembly station; Material configuration; Discrete event simulation; GRU neural network; Genetic algorithm

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2024.17.078

* 基金项目: 国家重点研发计划(2019YFB1707501)。

飞机装配具有过程复杂、工作量大、周期长等特点^[1],作为飞机制造的最后环节,其生产效率直接影响整架飞机的生产制造能力^[2]。目前,飞机装配普遍以装配站位为基础管理单元。在各站位内以飞机架次为标签来跟踪与控制在装产品的生产状态^[3]。对于稳定运行的装配站位,其生产布局、工艺结构与资源配置都相对固定,不同架次之间的主要差异体现在规定的交付时间和关键物料配置方案两方面,其中物料配置方案指架次开铆所需关键零部件送达站位的时间集合。由于飞机装配作业过程繁杂并存在大量随机扰动,工期超前或滞后现象频发,造成下游站位对于本站位特定架次的规定交付时间呈现较为严重的波动性。与此同时,由于部分飞机零部件具有外形庞大、不易存储的特点,装配现场尽量避免关键物料在站边滞留,从而减少相应的仓储成本。因此,现场管理者需要频繁地依据不断变化的交付要求在装架次关键物料配置方案进行优化;再依据优化结果对上游站位或外部供应商提出明确的物料交付要求。综上所述,飞机装配站位亟须一种基于当前架次生产条件,快速又准确的关键物料配置方案优化手段。此外,如今新一代信息技术在装配现场的广泛应用^[4]及先进智能算法的持续发展,为开发智能化的装配管理与优化方法提供了更加理想的研究环境。

要实现飞机装配站位物料配置优化,首先需要解决在装架次生产状态评估问题。可靠的评估结果是引导优化算法对物料配置方案迭代寻优的基础。由于飞机装配作业涉及的工艺、资源和物流等要素繁多,各要素之间的相互作用复杂,解析各类输入要素与在装架次进度、仓储成本等性能指标之间的量化关联非常困难,研究人员一直难以构造相对准确且可解释性强的因果分析模型。相较而言,离散事件仿真既能有效刻画各类随机特性,又能全面覆盖制造系统内关键生产要素,被认为是目前复杂系统性能分析的一种可靠手段^[5],广泛应用于飞机装配生产线^[6]。但是,离散事件建模过程专业性要求高,模型参数定义和赋值过程复杂,造成模型参数更新与运行需要占用大量资源并相当耗时^[7],因此该类建模分析方法虽然在装配现场被广泛用于准确评估装配状态,但是在效率上无法应用于有大量候选物料配置方案的优化场景。

为了提高复杂制造系统中仿真评估的效率,一些学者提出基于仿真数据来构建仿真代理模型,从而简化表达特定输入参数与系统性能指标之间量化关系。其中,神经网络凭借其优良的泛化和非线性映射等能力被广泛用于生产参数配置代理建模,并表现出可靠的评估准确性^[8]。然而与其他生产参数配置方案不同,飞机装配站位内各关键物料的配置时间按照架次开铆顺序

有着明确的先后顺序关联,而一般的全连接反向传播神经网络(BP neural network, BPNN)由于其结构的限制,往往只能单独处理离散输入,即任意两个输入前后毫无关联,难以学习输入参数之间的序列信息^[9]。因此,本文采用在时序分析领域广泛使用,具备序列输入分析能力的循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)来构建装配站位物料配置方案的仿真评估代理模型。为了进一步提高模型的评估效果,基于门控循环单元(Gated recurrent unit, GRU)改进RNN的仿真代理模型(GRU仿真代理模型)。在构建仿真代理模型的基础上,将其作为目标函数评估模型,与遗传算法相结合实现物料配置方案的全局迭代优化。最后,采用离散事件仿真平台验证算法输出的最优方案。

1 优化方法框架

考虑到离散事件仿真分析的可靠性与局限性,构建了包含了离散事件仿真、面向架次状态评估的仿真代理模型、物料配置方案全局优化算法的集成优化框架,如图1所示。首先,从现场积累的大量仿真历史数据中采集并整理出用于仿真代理模型训练和测试的学习样本。然后,考虑装配现场对于关键物料配置优化的关注重点,选取在装架次预计完工时间和关键物料平均滞留时间作为评估输出指标,由此基于仿真样本数据构建两个仿真代理模型来分别评估上述两个性能指标。采用启发式优化算法来实现物料配置方案的全局寻优,在优化过程中将构建的两个仿真代理模型作为所有备选方案的目标函数评估模型,同时保证了对所有方案评估的准确性与效率。最后,为了充分保证输出方案的可靠性,将优化算法输出的最优方案再代入到离散事件仿真平台进行验证,将验证通过的优化方案反馈至装配现场,为管理者提供建议与参考。

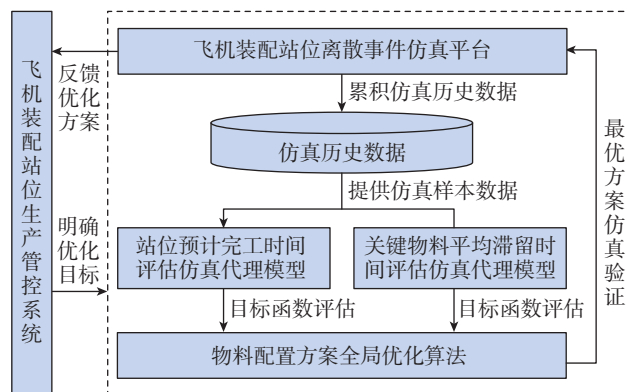


图1 飞机装配站位关键物料配置方案优化框架

Fig.1 Optimization framework of key material configuration for aircraft assembly station

2 基于 GRU 改进循环神经网络的仿真代理建模

本文所要构建的关键物料配置方案仿真评估代理模型以关键物料配置方案为输入,其中关键物料可以根据现场对于物料短缺历史情况的调查,以及现场人员的经验来选取。基于站位内作业网络顺序结构,将各关键物料按照架次开铆顺序依次排列,形成一维数组的形式,即

$$MR=(mt_{id_1}^1, mt_{id_2}^2, \dots, mt_{id_t}^t, \dots, mt_{id_T}^T) \quad (1)$$

式中, MR 表示一个装配站位的关键物料配置方案; $mt_{id_t}^t$ 表示编号为 id_t (使用 id_t 来映射所选的各项关键物料在管控系统中编号) 的物料计划配置到该站位的时间与架次开工时间的差值,其中, t 表示该关键物料在当前配置方案中的排序; T 表示该配置方案中所选取的关键物料总数。

根据上文分析,选取了在装架次预计完工时间 E_t 和关键物料平均滞留时间 R_t 两个性能指标作为仿真代理模型的输出。构建两个仿真代理模型分别输出这两个指标,使两个模型的网络结构和权重参数能够分别契合两个指标与物料配置方案的非线性关系,从而提高各自的准确性。而面向复杂的预测问题,通常需要建立多层网络模型。根据以上分析,基于 RNN 的仿真代理模型如图 2 所示,其中 s_t 表示对应第 t 个输入单元的网络中间层的输出。

而朴素 RNN 网络存在对前序信息利用能力不足,极易发生梯度消失与梯度爆炸等问题。在本文应用问题中,如果使用朴素 RNN 网络将导致在物料配置方案评估过程中出现越早到站的关键物料分配越小的权重系数,这明显是与实际生产情况不符的。为此,引入 GRU 来替换图 2 中仿真代理模型的 RNN 单元。GRU 已在时序分析

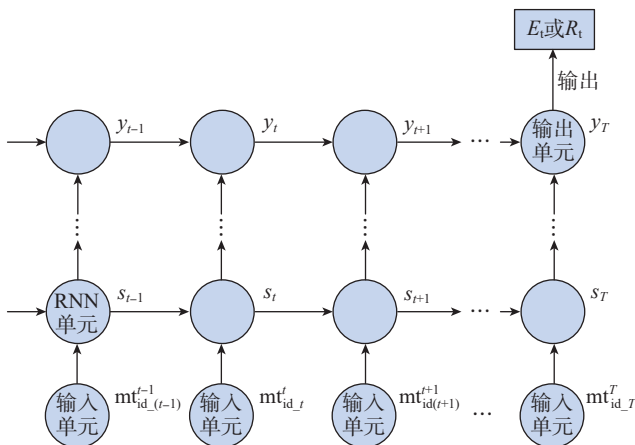


图 2 基于 RNN 的物料配置方案仿真评估代理模型结构

Fig.2 Proxy model structure for simulation evaluation of material configuration based on RNN

领域被证明可对序列中的长期依赖关系建模,将其应用于物料配置方案评估建模,可以充分地完整的配置方案与生产状态指标间关联关系进行建模。GRU 和长短期记忆神经网络^[10](Long short-term memory, LSTM)都是基于朴素 RNN 的变形,均能够克服朴素 RNN 梯度消失问题,而 GRU 具备更简单的结构,更高效。GRU 的核心由重置门和更新门组成^[11],GRU 内部单元结构如图 3 所示,其中, σ 为 Sigmoid 激活函数。

简单来说,GRU 通过前序的状态变量 h_{t-1} 和当前的输入变量 x_t 来自主学习并控制此单元内两个门控的权重 (r_t 和 z_t)。因此,在实际生产状态指标评估的过程中,GRU 网络单元可以按适当的权重捕捉所有前序物料的配置信息。

3 基于遗传算法的物料配置方案优化

3.1 优化问题建模

一般来说,任何工程优化问题都需要先构建其数学模型,明确优化目标和相关约束,从而为启发式优化算法明确优化空间和搜索方向。结合实际飞机装配站位的生产特点和需求,定义关键物料配置方案优化问题的目标函数和约束条件。

(1) 目标函数。

构建仿真代理模型来评估在装架次的预计完工时间 E_t 和关键物料的平均滞留时间 R_t 。因此,在本文方法应用过程中不需要通过复杂的解算公式来计算这两个指标,只需要关注指标的工程含义和优化方向即可,本文方法降低了对实践者专业知识的要求。目标函数通过加权 E_t 和 R_t 两个指标组成,根据上述指标建立目标函数如下。

$$F = \min(w_1 \times E_t + w_2 \times R_t) \quad (2)$$

$$R_t = \frac{\sum r_t}{T} \quad (3)$$

式中, F 为物料的平均停留及完工时间之和; w_1 和 w_2 表

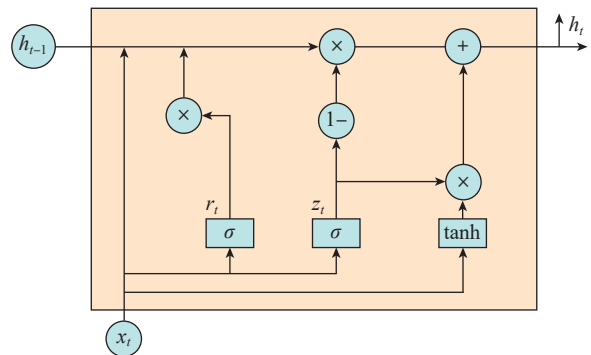


图 3 GRU 内部单元结构

Fig.3 Internal unit structure of GRU

示权重系数,其大小可根据现场优化侧重点进行调整; τ_t 表示物料编号为 id_t 的关键物料的平均滞留时间。

(2)约束条件。

约束 1: $w_1 + w_2 = 1$

约束 2: $lb_t \leq mt_{id_t}^t \leq ub_t$

约束 1 限制两个权重系数总和。约束 2 限制了每一种关键物料送达站位时间的波动范围, ub_t 和 lb_t 分别表示上、下界。与此同时,其他生产要素(如作业、资源、设备)之间相关约束都在仿真代理环境中得到了验证,不需要在优化过程中再次重复检验。

3.2 遗传算法流程

遗传算法作为最具代表性的进化算法,具有求解速度快、随机性强、过程简单和鲁棒性好等优点,一直作为广大学者解决启发式优化问题的基准算法。因此,本文采用标准遗传算法作为物料配置方案全局优化引擎,通过实数编码使得算法种群中每个个体代表一个唯一的物料配置方案,而本文的创新点在于使用仿真评估代理模型作为目标函数评估模型,集成到遗传算法来评估所有种群个体的两个性能指标 (E_t 、 R_t)。本文所采用遗传算法的主要流程如图 4 所示。

4 实例验证

本文以某型飞机的翼身对接站位为实例对象,从基于 GRU 的仿真代理评估和最终输出的优化结果两方面验证所提出方法的准确性和适用性。通过在装配现场对物料历史短缺情况的详细调查,并结合现场管理者的生产经验,选取了内襟翼、整流罩等 18 种配置时间波动较为频繁的关键物料组成了完整的物料配置方案,作为

本实例的优化对象。

4.1 基于 GRU 的仿真代理评估验证

为了充分验证基于 GRU 的仿真代理模型对物料配置方案评估效果,在采用相同的仿真数据训练集和网络参数的情况下,对比朴素 RNN、GRU、LSTM 及 BPNN 4 种代理模型的评估准确性和学习效率。具体来说,采用均方误差 (Mean square error, MSE) 指标来评价各模型的评估准确性,该指标越小说明模型评估的准确性越好;采用训练时间来对比各模型的学习效率,训练时间越短说明模型学习效率越高。试验结果如表 1 所示,并得出以下结论。

(1)朴素 RNN、GRU 及 LSTM 代理模型由于具备输入顺序分析能力,这 3 个模型对于物料配置方案评估的准确性明显优于不具备顺序分析能力的 BPNN 模型。

(2)GRU 模型虽然没有结构更为简单的朴素 RNN 和 BPNN 模型的学习效率高,但是与评估准确性相当的 LSTM 模型相比,GRU 模型明显具备更高的学习效率。

(3)在两个指标的评估上,GRU 模型的评估准确性与 LSTM 模型非常接近,无论采用哪个模型与遗传算法相集成,都对后续优化方向的影响不大。因此,综合考虑模型的学习效率,应采用 GRU 模型来构建物料配置方案评估的仿真代理模型,并且学习效率的优势会随着所研究问题规模的增大而更加明显。

(4)具体来看,构建的 GRU 仿真代理模型对于架次预计完工时间的评估值与仿真标签值的均方误差达到 1.1053,对于物料平均滞留时间的均方误差达到 0.3415。

综上所述,基于 GRU 的仿真代理模型在关键物料配置方案评估方面有着可靠的准确性以及良好的训练效率。进一步从仿真测试集中随机选取 25 组样本,以折线图的形式直观展示并比较了 GRU 和 BPNN 模型在相同仿真样本集下的评估结果,以预计完工时间 (E_t 指标)为例,评估结果如图 5 所示。可以看出,两个模型的评估结果都能够近似拟合仿真标签值。但还要从所有样本的变化趋势上看哪个模型评估结果与仿真标签值在变化趋势上更加契合。为此,分别计算 GRU 和

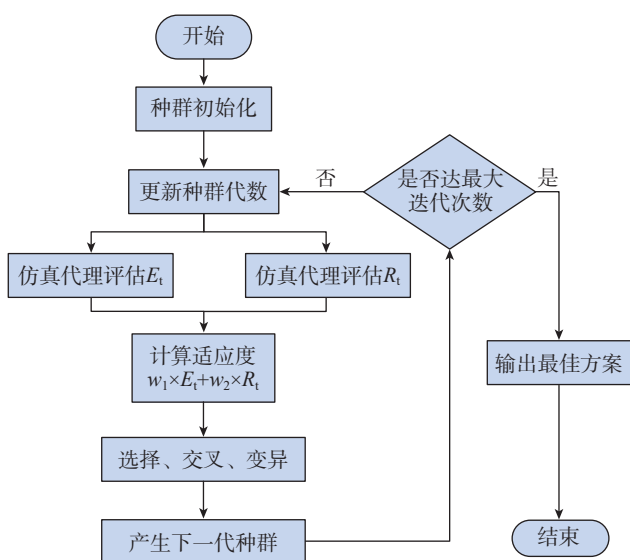


图 4 遗传算法主要流程
Fig.4 Main process of GA

表 1 仿真代理模型评估效果对比

Table 1 Comparison of the simulation agent models

仿真代理模型	预计完工时间 E_t		关键物料平均滞留时间 R_t	
	MES	训练时间/s	MES	训练时间/s
朴素 RNN	1.1459	14.803	0.3701	18.114
GRU	1.1053	42.936	0.3415	30.362
LSTM	1.1077	62.282	0.3401	70.211
BPNN	1.6342	11.126	0.4585	7.847

BPNN 模型评估结果与仿真标签值的皮尔逊相关系数(越接近 1 说明两组数据相关性越强,反之,越接近 0 说明相关性越弱)。试验显示,GRU 模型评估结果与仿真标签值的相关系数为 0.985, BPNN 模型评估结果的相关系数为 0.878。以上分析说明,使用 GRU 模型的评估结果在单点数值和整体趋势两方面都较好地拟合仿真了标签值,用来评判物料配置方案优劣性时,GRU 模型比 BPNN 模型更加可靠。

4.2 优化结果仿真验证

以该装配站位的某架次历史数据为依据,设计两种实际应用场景分别验证本方法优化结果的可靠性。

场景 1: 该架次还未开工,所有关键物料均未配置到站位,因此所有物料的配置时间都需要优化;

场景 2: 该架次已开工,所建立的关键物料配置方案中前 14 项物料都已配置到站位,而后 4 项物料的配置时间需要依据此刻的生产要求以及前序配置情况进行优化,将前 14 项物料的配置时间按照历史真实数据来替换。

在两种场景中分别设置多组不同优化目标权重的

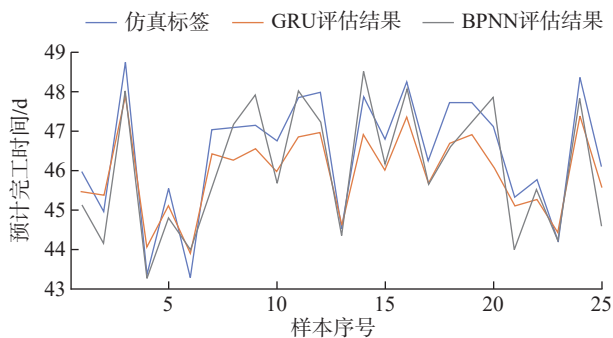


图 5 预计完工时间评估比较

Fig.5 Comparison of the estimated completion time evaluation

组合,将各组输出的优化方案输入到离散事件仿真平台来验证 E_i 和 R_i 两个性能指标的仿真评估值,结果如表 2 所示,同时将完整历史数据代入仿真计算,得到未优化情况下 E_i 和 R_i 指标值 ($E_i=46.59$ d, $R_i=7.48$ d),从而观察各组试验中对两个指标的优化比例(优化比例 = |优化前值 - 优化后值| / 优化前值)。

从验证结果可以看出,面向两种不同的实际应用场景,研究人员均能够使用本文方法,通过对权重的分配,实现对预计完工时间 E_i 和关键物料平均滞留时间 R_i 两个指标的优化。从场景 2 的 4 组优化结果中可以看出,当在装架次已完成大部分装配工作时,通过优化最后几项关键物料的配置时间仍然可以一定程度上实现对以上两个指标的优化。

5 结论

(1) 提出了一种将仿真代理模型作为目标函数评估模型与遗传算法相结合,实现物料配置方案全局优化的方法,为现场提供了一种能够权衡准确性和效率的新思路。

(2) 通过仿真样本构建验证了基于 GRU 改进循环神经网络面向物料配置方案评估的准确性和学习效率,对于架次预计完工时间的评估值与仿真标签值的均方误差为 1.1053,对于物料平均滞留时间的均方误差为 0.3415。

(3) 以实际架次的历史数据为依据,通过离散事件仿真平台验证了优化方法能够有效实现对架次预计完工时间和物料平均滞留时间两项指标的优化。

参考文献

[1] 马腾,贾晓亮,孙冰洋. 飞机装配生产线资源追踪及可视化研究[J]. 航空制造技术, 2020, 63(6): 64-72.

表 2 优化结果仿真验证

Table 2 Simulation verification of optimization results

场景	试验序号	权重分配	预计完工时间 E_i		关键物料平均滞留时间 R_i	
			仿真验证/d	优化比例/%	仿真验证/h	优化比例/%
1	1	$w_1=0.8, w_2=0.2$	31.48	32.43	7.42	0.80
	2	$w_1=0.6, w_2=0.4$	38.19	18.03	6.30	15.78
	3	$w_1=0.4, w_2=0.6$	43.81	5.97	4.01	46.39
	4	$w_1=0.2, w_2=0.8$	46.29	0.64	2.73	63.50
2	5	$w_1=0.8, w_2=0.2$	37.06	20.46	7.07	5.48
	6	$w_1=0.6, w_2=0.4$	39.80	14.57	6.59	11.90
	7	$w_1=0.4, w_2=0.6$	43.54	6.55	4.82	35.56
	8	$w_1=0.2, w_2=0.8$	46.37	0.47	3.72	50.26

(下转第 92 页)

气动与隐身综合特性[J]. 航空动力学报, 2018, 33(7): 1612-1621.

ZHANG Le, ZHOU Zhou, XU Xiaoping. Aerodynamic and stealthy integrated performance of conformal inlet coupling entrance grille of flying wing unmanned aerial vehicle[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(7): 1612-1621.

[2] 祁璐. 喷油嘴锥孔复合进给精密电解加工技术基础研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.

QI Lu. Basic research on precision electrochemical machining technology of nozzle cone hole with compound feed[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.

[3] ZHAO X Y, YI X S, XU Z B, et al. Effects of spinneret structure on poly-ether-ether-ketone fibers by screw extrusion[J]. Journal of Central South University of Technology, 2005, 12(3): 272-275.

[4] 刘志东. 特种加工[M]. 2版. 北京: 北京大学出版社, 2017: 162-163.

LIU Zhidong. Special processing[M]. 2nd ed. Beijing: Peking University Press, 2017: 162-163.

[5] 房晓龙. 管电极电解加工关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.

FANG Xiaolong. Research on key technology of electrochemical machining of tube electrode[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013.

[6] 房晓龙, 曲宁松, 李寒松, 等. 电极内孔结构对钛合金方孔电解加工的影响[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2013, 41(9): 137-142.

FANG Xiaolong, QU Ningsong, LI Hansong, et al. Effects of hollow hole structure of electrode on electrochemical machining of square holes in titanium alloys[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2013, 41(9): 137-142.

[7] 尹飞鸿, 蒋丽伟, 肖华星, 等. 六边形形孔电解加工试验及工艺优化[J]. 制造业自动化, 2018, 40(2): 60-64.

YIN Feihong, JIANG Liwei, XIAO Huaxing, et al. Experiment and process optimization of electrolytic machining of hexagonal hole[J]. Manufacturing Automation, 2018, 40(2): 60-64.

[8] 孟生冬, 干为民, 陈阳, 等. 管电极电解加工三角孔实验研究[J]. 电加工与模具, 2018(2): 35-38.

MENG Shengdong, GAN Weimin, CHEN Yang, et al. Experimental study on electrochemical drilling of triangle hole[J]. Electromachining & Mould, 2018(2): 35-38.

[9] FAN Q M, LIU G, FAN Z J, et al. Flow field numerical simulation of the ECM machining gap on square holes based on COMSOL[C]//2011 Third Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and System (PACCS). Wuhan, Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1-4.

[10] JIA J L. Study on superposed magnetic field ECM of square hole[J]. Advanced Materials Research, 2012, 443-444: 899-904.

[11] 褚玉程, 张明岐, 刘萌, 等. 管电极精密振动电解加工斜方孔实验研究[J]. 电加工与模具, 2018(5): 33-37.

CHU Yucheng, ZHANG Mingqi, LIU Meng, et al. Experiment study of shaped tube precision-vibrating electrochemical drilling inclined square hole[J]. Electromachining & Mould, 2018(5): 33-37.

[12] 薛润荣, 赵建社, 姚学磊, 等. 异形深孔电解加工过程的流场优化[J]. 电加工与模具, 2020(3): 32-37, 63.

XUE Runrong, ZHAO Jianshe, YAO Xuelei, et al. Flow field optimization in electrochemical machining process of special-shaped deep holes[J]. Electromachining & Mould, 2020(3): 32-37, 63.

[13] PAN Y, XU L Z. Vibration analysis and experiments on electrochemical micro-machining using cathode vibration feed system[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2015, 16(1): 143-149.

通讯作者: 陈晓磊, 副教授, 博士, 研究方向为电化学制造技术。

(责编 七七)

(上接第 82 页)

MA Teng, JIA Xiaoliang, SUN Bingyang. Aircraft assembly shop-floor resources tracing and visualization[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2020, 63(6): 64-72.

[2] 龙安林, 何凤涛, 蒋超, 等. 飞机大部件装配能力测算方法研究[J]. 航空制造技术, 2021, 64(3): 83-86, 102.

LONG Anlin, HE Fengtao, JIANG Chao, et al. Research on evaluating method of assembly capacity of large aircraft component[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2021, 64(3): 83-86, 102.

[3] 王伟, 王旭东, 孟飙. 飞机生产中的批次架次管理技术[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2015, 32(6): 87-92.

WANG Wei, WANG Xudong, MENG Biao. Shipset management technology in aircraft production[J]. Journal of Shenyang Aerospace University, 2015, 32(6): 87-92.

[4] 郑守国, 张勇德, 谢文添, 等. 基于数字孪生的飞机总装生产线建模[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(5): 843-854.

ZHENG Shouguo, ZHANG Yongde, XIE Wentian, et al. Aircraft final assembly line modeling based on digital twin[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2021, 55(5): 843-854.

[5] DOS SANTOS C H, MONTEVECHI J A B, DE QUEIROZ J A, et al. Decision support in productive processes through DES and ABS in the digital twin era: A systematic literature review[J]. International Journal of Production Research, 2022, 60(8): 2662-2681.

[6] 屈琦, 贾晓亮, 郑植元, 等. 飞机部件装配生产线仿真研究[J]. 航空制造技术, 2017, 60(4): 54-59.

QU Qi, JIA Xiaoliang, ZHENG Zhiyuan, et al. Simulation of aircraft components assembly line[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2017, 60(4): 54-59.

[7] JIA Y, TIAN H, CHEN C, et al. Predicting the availability of production lines by combining simulation and surrogate model[J]. Advances in Production Engineering & Management, 2017, 12(3): 285-295.

[8] AZADEH A, NEGAHBAN A, MOGHADDAM M. A hybrid computer simulation-artificial neural network algorithm for optimisation of dispatching rule selection in stochastic job shop scheduling problems[J]. International Journal of Production Research, 2012, 50(2): 551-566.

[9] 陈聪, 候磊, 李乐乐, 等. 基于GRU改进RNN神经网络的飞机燃油流量预测[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(27): 11663-11673.

CHEN Cong, HOU Lei, LI Lele, et al. Prediction of aircraft fuel flow based on recurrent neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(27): 11663-11673.

[10] ZHANG Y Z, XIONG R, HE H W, et al. Long short-term memory recurrent neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 5695-5705.

[11] 孙翊文, 王宇璐, 傅昆, 等. 交互门控循环单元及其在到达时间估计中的应用[J]. 中国科学(信息科学), 2021, 51(5): 822-833.

SUN Yiwen, WANG Yulu, FU Kun, et al. Interactive gated recurrent unit and its application for estimated time of arrival[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2021, 51(5): 822-833.

通讯作者: 张琦, 工程师, 研究方向为生产制造技术、生产线规划、项目管理。

(责编 七七)