

引文格式: 魏士鹏, 王宁, 袁喆. 基于数据挖掘算法的热压罐固化周期预测研究 [J]. 航空制造技术, 2021, 64(5):98-102.

WEI Shipeng, WANG Ning, YUAN Zhe. Period prediction of autoclave curing based on data mining algorithm[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2021, 64(5):98-102.

基于数据挖掘算法的热压罐固化周期预测研究

魏士鹏, 王宁, 袁喆

(航空工业成都飞机工业(集团)有限责任公司, 成都 610092)

[摘要] 目前, 计划人员只能根据相关工艺文件中固化参数及热压罐固化周期的历史数据对热压罐进行连续排罐, 导致计划人员无法制定精细的排产计划, 还没有利用数据挖掘算法对热压罐固化周期进行预测的研究。采用支持向量回归和 KNN 预测两种预测方法, 并对两种方法的预测结果进行对比试验。试验表明 KNN 预测的预测结果中有 90% 的罐次均优于支持向量回归的预测结果, 且有 90% 罐次的误差小于 0.5h。最后对两种方法的预测结果进行了原因分析。

关键词: 热压罐; 周期预测; 数据挖掘算法; 支持向量回归; KNN 预测

Period Prediction of Autoclave Curing Based on Data Mining Algorithm

WEI Shipeng, WANG Ning, YUAN Zhe

(AVIC Chengdu Aircraft Industrial (Group) Co., Ltd., Chengdu 610092, China)

[ABSTRACT] At present, the planners can only arrange autoclave continuously according to the curing parameters of relevant process documents and historical data of the curing period, causing planners failure to make a detailed production scheduling plan. Now, data mining algorithm hasn't been used to predict the curing period of autoclave. To solve the curing time of the autoclave, support vector regression (SVA) method and K-nearest neighbor (KNN) method are used to calculate. The proposed SVR and KNN comparative experiments are performed. Experimental results show that 90% of KNN prediction result is better than support vector regression prediction method, and 90% of the error is less than 0.5 hours. Meanwhile, the reasons for the prediction results of two methods are analyzed.

Keywords: Autoclave; Period prediction; Data mining algorithm; Support vector regression; K-nearest neighbor prediction

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2021.05.098

复合材料是一种适用于飞行器的理想材料, 在航空航天领域用量比例逐渐增多^[1-3]。目前, 热压罐固化工艺是生产复合材料构件的主要方法^[4]。热压罐固化过程涉及复杂的热交换、热化学反应^[5], 以及热压罐内工装、复合材料构件、复合材料构件和罐体之间的流场、温度场的耦合效应^[6], 而且每次进罐的零件类型、零件个数、工装尺寸等因素不同, 使得热压罐固化周期难以预测。但是热压罐固化作为整个制造流程中的一个重要环节, 其固化周期将会影响整个复合材料制造周期。每次热压罐固化的周期波动较大, 导致计划人员无法准确地对热压罐进行连续排罐和有效控制热压罐的空罐时长。因此, 热压罐固化周期预测不仅可以

提高连续排罐的准确率, 为计划人员制定更精细的排产计划提供重要的数据依据, 还可以缩短热压罐空罐时长, 提高热压罐设备利用率, 对确保完成生产任务具有重要的意义。

热压罐固化过程复杂, 影响因素较多, 如工装大小、工装数量、工装摆放位置、零件类型等。朱雪初等^[7]提出采用仿真方法模拟实际制造过程, 以此来推算工件的加工周期。但是该方法需要建立和维护一个复杂的仿真系统^[8]。在实际生产过程中, 每次进罐的零件及其摆放位置不尽相同。每次模拟固化过程时需要重新建立固化数模, 此过程需要较长的时间。目前, 还没有用数据挖掘算法根据历史固化数据对热压罐周期进行

预测的研究。本文选用了支持向量回归 (Support vector regression, SVR) 和 KNN (K-nearest neighbor) 预测两种预测方法,从数据挖掘角度对热压罐固化周期进行预测,并对这两种方法进行对比分析。

1 问题描述及模型建立

1.1 问题描述

热压罐固化过程主要经历升温、恒温、降温 3 个阶段。在固化过程中,恒温时长为定值,因此,零件固化周期主要受升温阶段和降温阶段的影响。在升温阶段,零件主要通过工装传热升温;在降温阶段,热压罐通过循环冷却水对热压罐罐内空气进行降温来降低零件的温度。每次固化的零件个数不同,零件类型组合不同及零件的摆放位置不同。不同的进罐组合影响零件的升温速率,导致零件固化时长不同。因此,在预测热压罐固化周期时,将工装的长度、宽度、高度、重量、占地面积,工装摆放位置,罐内零件类型总数,零件自身类型,零件个数作为影响热压罐固化周期的因素。

本文选用支持向量回归与 KNN 预测两种数据挖掘方法对每个零件的固化时长进行预测。

1.2 支持向量回归

支持向量回归是支持向量机的推广应用,同样具有支持向量机对于处理小样本、非线性及高维数据的优势。支持向量回归^[9-12]算法的思想是:(1)利用非线性映射将样本点从原始数据空间映射到高维特征空间;(2)寻找拟合函数;(3)通过 $f(x)$ 计算出待预测样本点 x 所对应的实数值。SVR中 $f(x)$ 的值可以为任意的实数^[14]。

支持向量回归算法的目标是寻找最佳拟合函数 $f(x)$,使得所有样本点的目标值与 $f(x)$ 拟合得到的值之间的差别小于 ε ,同时引入松弛变量 ξ_i 和 ξ_i^* ,模型转化为^[15]:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{st. } y_i - (w\varphi(x_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i, i=1, 2, \dots, m \\ \text{st. } y_i - (w\varphi(x_i) + b) \geq \varepsilon + \xi_i^*, i=1, 2, \dots, m \\ \text{st. } \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, w 是决策边界的参数, φ 是从原始数据空间映射到高维特征空间的非线性变换, m 为样本点个数,惩罚参数 $C > 0$ 。惩罚参数 C 是为了对差值超出 ε 的样本点进行惩罚。当 C 值越大时,表示对样本点的惩罚越大。利用拉格朗日乘子将约束条件代入目标函数中进行求解,得到的最终优化目标为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) \\ \quad + \varepsilon \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^m y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, 0 \leq \alpha_i^* \leq C \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中, α_i, α_i^* 为拉格朗乘子, $K(x_i, x_j)$ 为核函数,部分参数的 $\alpha_i - \alpha_i^*$ 的值不为零的样本点被称为支持向量。最终得到 $f(x)$:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (3)$$

支持向量回归中 ε 、惩罚函数 C 、核函数及其参数的优化选择对模型的学习精度和推广能力起着决定性作用^[13,16-17]。对于核函数,一般选择高斯核函数。SVR模型需要事先给出 ε 、 C 及核函数中的参数 k 的值。

1.3 k最近邻回归

k 最近邻^[18-20](K-nearest neighbor, KNN)在最初提出时是为了用于处理分类问题。KNN被广泛用于模式识别和基于内容相似性的信息检索,而回归问题相关的研究较少。KNN回归是基于实例学习的非参数预测法,通过检索历史数据集中与待预测样本的特征向量最相似的 k 条数据来进行预测。该方法认为,在预测问题中所有因素之间的内在联系包含在历史数据中,可以直接在历史数据中得到信息,不需要根据历史数据建立一个近似的模型^[21]。KNN回归的思想是:(1)找到离待预测样本最近的 k 个训练样本点;(2)将这 k 个训练样本点的均值作为待预测样本的值。设 x_1, x_2, \dots, x_k 分别是待预测样本 x 的 k 个最近邻样本,它们的值分别为 y_1, y_2, \dots, y_k ,则待预测样本的值是:

$$y = \frac{1}{k} \sum y_i \quad (4)$$

1.4 建立热压罐固化周期预测模型

为了确保完成生产任务,在实际生产过程中,计划人员会安排多个零件同时进罐。假设第 j 个热压罐 L_j 中有 n 个零件,有 m 个影响热压罐固化周期的因素, $L_j = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 。这里 $X_j = (X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jm})$,表示影响每个零件固化周期的因素($l=1, 2, \dots, m$)。零件的完成固化的时长为 $y_i, i=1, 2, \dots, n$ 。第 j 个热压罐 L_j 的热压罐固化周期是指 L_j 罐内所有零件 X_1, X_2, \dots, X_n 均达到工艺文件固化要求的最长固化时间。即第 j 个热压罐 L_j 的固化周期为 \hat{T}_j :

$$\hat{T}_j = \lim_i \{\hat{y}_i\} \quad (5)$$

式(5)中, \hat{y}_j 表示预测得到的第 i 个零件的固化时长。因此, 预测热压罐固化周期时需先预测出每个进罐零件的固化时长。

热压罐固化周期预测模型:

Step1: 选用支持向量回归与 KNN 预测两种方法对每个进罐零件的固化时长 \hat{y}_j 进行预测。

$$\begin{aligned} \text{SVR}(\hat{y}_j) &= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(X_i, X_j) + b \\ \text{KNN}(\hat{y}_j) &= \frac{1}{k} \sum y_i \end{aligned} \quad (6)$$

其中, SVR 中, α_i, α_i^* 为拉格朗日乘子, X_i 表示训练集中每个零件的影响因素, X_j 表示测试集中每个零件的影响因素。KNN 中, y_i 为第 i 个零件的实际固化时长, k 为近邻的个数。

Step2: 两种预测方法得到第 j 个热压罐 L_j 的固化周期 \hat{T}_j : 分别为:

$$\begin{aligned} \text{SVR}(\hat{T}_j) &= \max_i \{\hat{y}_i\} \\ \text{KNN}(\hat{T}_j) &= \max_i \{\hat{y}_i\} \end{aligned} \quad (7)$$

支持向量回归方法预测时, ε 设置为 0.1, C 设置为 1, 核函数 $K(X_i, X_j) = e^{-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{\sigma}}$, 其中参数 σ 是自适应的, $\sigma = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|X_i - X_j\|^2}{2mn}$ 。KNN 预测时, 用欧式距离计算距离矩阵, 且近邻的个数设置 k 为 1。

2 预测模型结果分析

利用 Matlab2014a 平台构建支持向量回归模型和

KNN 预测模型, 分别对热压罐固化周期进行预测, 并开展对比试验。

本文共选取 60 罐, 540 条热压罐固化数据作为试验样本, 分别采用支持向量回归模型和 KNN 预测模型进行预测(表 1)。每次试验任意选取 1 罐的固化数据作为测试集, 其他热压罐中所有零件的固化数据作为训练集, 通过热压罐固化周期预测模型分别计算出每一罐的预测固化时长。

由表 1 可见, 只有第 6 罐的 KNN 预测结果比 SVR 的预测结果差, 其他罐次 KNN 预测结果均优于 SVR 的预测结果。在第 7 罐中, SVR 的预测结果与实际固化周期相差 1.6h, 而 KNN 预测结果与实际固化周期相差 0.324h。

KNN 预测结果中, 与实际固化周期的误差小于 0.15h 的有 50%, 误差小于 0.5h 的有 90%。而 SVR 预测结果中, 与实际固化周期的误差小于 0.15h 的为 0 罐, 误差小于 0.5h 的只有 60%, 见表 2。通过本次试验可以看出, KNN 预测模型的预测结果更接近热压罐实际固化周期, 能够更加准确地预测热压罐固化周期。

热压罐固化周期的影响因素较多且相互关系复杂, 同时利用数据挖掘算法对热压罐固化周期进行预测是一项全新的工作, 对影响因素无法做到全面的数据表征, 因此难以建立准确的参数模型。支持向量回归模型虽然在处理非线性及小样本数据上具有明显的优势, 但由于目前的影响因素不能很好地表征热压罐固化周期与各影响因素之间的数学关系, 使得支持向量回归模型的预测结果未能达到理想效果。热压罐固化的零件本身具有重复性, 如同一类型的零件多次进罐固化, 过去的固化信息可作为未来事件分析的参考依据。同时

表1 KNN预测模型与支持向量回归模型的预测结果对比

Table 1 Comparison of prediction results between KNN prediction model and support vector regression model

罐次	实际固化时长/h	KNN 预测结果/h	误差/h	SVR 预测结果/h	误差/h
1	11.9192	12.0191	0.100	12.4148	0.496
2	12.6344	12.4835	0.151	12.3757	0.259
3	12.0692	12.1006	0.031	12.3141	0.245
4	11.7169	12.1839	0.467	12.5851	0.868
5	11.8378	11.7358	0.102	12.4570	0.619
6	12.4638	13.0361	0.572	12.7519	0.288
7	14.1333	14.4572	0.324	12.5502	1.583
8	12.6353	12.6344	0.001	12.3947	0.241
9	13.1183	13.0275	0.091	12.5458	0.573
10	12.0669	12.4175	0.351	12.5458	0.479

表2 KNN预测模型与支持向量回归模型的误差对比

Table 2 Deviation comparison between KNN prediction model and support vector regression model

误差 (error)	KNN 预测	SVR
error \leq 0.15h	5 罐	0 罐
error \leq 0.5h	9 罐	6 罐

KNN 预测模型的优点在于不需要明确研究对象及其影响因素之间的数学关系^[22-23]。KNN 预测用于预测的关键是找到一组与预测对象相似的历史样本。因此, KNN 预测模型更适合热压罐周期预测问题。

3 结论

现阶段,热压罐固化成型作为复合材料制造过程中的一个重要环节,对提高热压罐设备利用率,确保完成生产任务具有重要的意义。目前,生产任务日益加重,如何提高连续排罐的准确率,缩短热压罐空罐时长尤为重要。本文采用了支持向量回归模型和 KNN 预测模型对热压罐固化周期进行预测,通过试验的对比分析,提出 KNN 预测模型能够更加精确地预测热压罐固化周期,为计划人员制定精确的计划提供重要的数据支撑。今后将进一步优化预测模型,并继续研究热压罐周期的影响因素探究各因素如何影响热压罐固化周期,提高预测热压罐固化周期的精度。

参考文献

- [1] 王永贵,梁宪珠,曹正华.热压罐工艺成型先进复合材料构件的温度场研究综述[J].玻璃钢/复合材料,2009(3):81-85.
- WANG Yonggui, LIANG Xianzhu, CAO Zhenghua. Review of the temperature field research of autoclave moulding for advanced composite components[J]. Fiber Reinforced Plastics/Composites, 2009(3): 81-85.
- [2] 张铖,梁宪珠,王永贵,等.热压罐工艺环境对于先进复合材料框架式成型模具温度场的影响[J].材料科学与工程学报,2011,29(4):547-553.
- ZHANG Cheng, LIANG Xianzhu, WANG Yonggui, et al. Rules of impact of autoclave environment on frame mould temperature field of advanced composites[J]. Journal of Materials Science and Engineering, 2011, 29(4): 547-553.
- [3] 傅承阳,李迎光,李楠娅,等.飞机复合材料制件热压罐成型温度场均匀性优化方法[J].材料科学与工程学报,2013,31(2):273-276,304.
- FU Chengyang, LI Yingguang, LI Nanya, et al. Temperature uniformity optimizing method of the aircraft composite parts in autoclave processing[J]. Journal of Materials Science and Engineering, 2013, 31(2): 273-276, 304.
- [4] 杨云仙,刘军,周敏,等.复合材料构件热压罐成型温度场研究[J].航空制造技术,2016,56(15):82-86.
- YANG Yunxian, LIU Jun, ZHOU Min, et al. Research on

temperature field of composite structure based on autoclave processing[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2016, 56(15): 82-86.

[5] 李彩林,文友谊.复合材料热压罐热流耦合数值模拟技术研究[J].航空制造技术,2017,57(19):92-95,100.

LI Cailin, WEN Youyi. Study on numerical simulation technology for autoclave heat-fluid coupling of composites[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2017, 57(19): 92-95, 100.

[6] 李君,姚学锋,刘应华,等.复合材料固化过程中温度及应变场分布的解析解[J].清华大学学报(自然科学版),2009,49(5):767-771.

LI Jun, YAO Xuefeng, LIU Yinghua, et al. Temperature fields and strains in composite laminates during curing[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2009, 49(5): 767-771.

[7] 朱雪初,乔非.基于工业大数据的晶圆制造系统加工周期预测方法[J].计算机集成制造系统,2017,23(10):2172-2179.

ZHU Xuechu, Qiao Fei. Cycle time prediction method of wafer fabrication system based on industrial big data[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(10): 2172-2179.

[8] 朱海平,刘繁茂,刘琼,等.基于车间实时状态的订单完工周期预测方法[J].中国机械工程,2009,20(3):300-304.

ZHU Haiping, LIU Fanmao, LIU Qiong, et al. A predictive method for order due date based on real-time state of workshop[J]. China Mechanical Engineering, 2009, 20(3): 300-304.

[9] ANGUIA D, BONI A, RIDELLA S. A digital architecture for support vector machines: Theory, algorithm, and FPGA implementation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(5): 993-1009.

[10] KOWALCZYK A, RASKUTTI B. One class SVM for yeast regulation prediction[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2002, 4(2): 99-100.

[11] PANG N T, MICHAEL S, VIPIN K. 数据挖掘导论[M].北京:人民邮电出版社有限公司,2011:89-377.

PANG N T, MICHAEL S, VIPIN K. Introduction to data mining[M]. Beijing: Posts & Telecom Press Co., LTD, 2011: 89-377.

[12] 张新,潘美芹,邵福波,等.支持向量回归机训练集的并行预处理方法[J].山东科技大学学报(自然科学版),2009,28(5):85-89.

ZHANG Xin, PAN Meiqin, SHAO Fubo, et al. Parallel pretreatment method for training set of support vector regression machine[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science) 2009, 28(5): 85-89.

[13] 王语桐,朱金福,马思思.基于支持向量回归和线性回归的航班延误组合预测[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2019,43(3):426-431.

WANG Yutong, ZHU Jinfu, MA Sisi. Combination forecast of flight delay based on support vector regression and linear regression[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science&Engineering), 2019, 43(3): 426-431.

[14] 魏士鹏.模糊粗糙支持向量聚类方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2018.

WEI Shipeng. Research on fuzzy rough support vector clustering method[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.

[15] 晏雨婵,武奇生,白磷,等.采用MPSO优化SVR的短时

交通流预测方法[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(4): 133-138.

YAN Yuchan, WU Qisheng, BAI Lin, et al. Short-term traffic flow prediction method of optimized SVR based on MPSO[J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(4): 133-138.

[16] 王晓宇. 基于BA-SVR的乡村游短期客流预测模型[J]. 计算机工程与设计, 2018, 12(39): 3811-3815.

WANG Xiaoyu. Forecasting model based on BA-SVR for rural short-term tourism flow[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 12(39): 3811-3815.

[17] 李丽敏, 程少康, 温宗周, 等. 基于改进KPCA与混合核函数LSSVR的泥石流预测[J]. 信息与控制, 2019(5): 536-544

LI Limin, CHENG Shaokang, WEN Zongzhou, et al. A debris flow prediction model based on the improved KPCA and mixed kernel function LSSVR[J]. Information and Control, 2019(5): 536-544.

[18] 卢选民, 院文乐, 邱杨, 等. 一种改进的基于KNN的动态预测指纹定位算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(7): 2016-2018.

LU Xuanmin, YUAN Wenle, QIU Yang, et al. Improved dynamic prediction fingerprint localization algorithm based on KNN[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(7): 2016-2018.

[19] 桑应宾, 刘琼芬. 一种基于特征加权的K Nearest Neighbor算法[J]. 海南大学学报(自然科学版), 2008, 26(4): 352-355.

SANG Yingbin, LIU Qionsun. A Weighting-based on feature of KNN algorithm[J]. Natural Science Journal of Hainan University, 2008, 26(4): 352-355.

[20] 方琴, 李永前. K近邻短期交通流预测[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2012, 31(4): 828-831.

FANG Qin, LI Yongqian. On K-nearest neighbor short-term traffic flow prediction[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University, 2012, 31(4): 828-831.

[21] 王翔, 陈小鸿, 杨祥妹. 基于K最近邻算法的高速公路短时行程时间预测[J]. 中国公路学报, 2015, 28(1): 102-111.

WANG Xiang, CHEN Xiaohong, YANG Xiangmei. Short term prediction of expressway travel time based on K-nearest neighbor algorithm[J]. China Journal of Highway and Transport, 2015, 28(1): 102-111.

[22] 刘钊, 杜威, 闫冬梅, 等. 基于K近邻算法和支持向量回归组合的短时交通流预测[J]. 公路交通科技, 2017, 13(5): 122-128, 158.

LIU Zhao, DU Wei, YAN Dongmei, et al. Short-term traffic flow forecast based on combination of K-nearest neighbor algorithm and support vector regression[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2017, 13(5): 122-128, 158.

[23] 杨正瓴, 赵强, 吴炳卫, 等. 采用K近邻进行空间相关性超短期风速预测[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(3): 175-181.

YANG Zhengling, ZHAO Qiang, WU Bingwei, et al. Ultra-short term wind speed prediction based on spatial correlation by K-nearest neighbor[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(3): 175-181.

(上接第 81 页)

[32] 王跃飞. 碳纤维增强复合材料HP-RTM成型工艺及孔隙控制研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2017.

WANG Yuefei. Research on forming CFRP composites and controlling porosity with HP-RTM process[D]. Changsha: Hunan University, 2017.

[33] WU W Q, KLUNKER F, XIE L, et al. Simultaneous binding and ex situ toughening concept for textile reinforced pCBT composites: Influence of preforming binders on interlaminar fracture properties[J]. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 2013, 53: 190-203.

[34] VAN RIJSWIJK K, BERSEE H E N, BEUKERS A, et al. Optimization of anionic polyamide-6 for vacuum infusion of thermoplastic composites: Influence of polymerisation temperature on matrix properties[J]. Polymer Testing, 2006, 25(3): 392-404.

[35] GONG Y, LIU A D, YANG G S. Polyamide single polymer composites prepared via in situ anionic polymerization of ϵ -caprolactam[J]. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 2010, 41(8): 1006-1011.

[36] AZIZ A R, ALI M A, ZENG X, et al. Transverse permeability of dry fiber preforms manufactured by automated fiber placement[J]. Composites Science and Technology, 2017, 152: 57-67.

[37] UMER R, RAO S, ZHOU J, et al. The low velocity impact response of nano modified composites manufactured using automated dry fibre placement[J]. Polymers and Polymer Composites, 2016, 24(4): 233-240.

[38] GIRARDY H, BERAUD J M. Hitape[®] Dry preform technology—An efficient composite automation technology for primary aircraft structures [J]. Sampe Journal, 2015, 51(4): 7-15.

[39] BLACK S. SQRTM enables net shape parts [J]. High Performance Composites, 2010, 18(5): 44-48.

[40] LAND P, CROSSLEY R, BRANSON D, et al. Technology review of thermal forming techniques for use in composite component manufacture[J]. SAE International Journal of Materials and Manufacturing, 2015, 9(1): 81-89.

[41] 赵秀芬, 刘刚, 李伟东. 液体成型复合材料在直升机上的应用[J]. 航空制造技术, 2017, 60(17): 60-64.

ZHAO Xiufen, LIU Gang, LI Weidong. Application of liquid molding composites in helicopter[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2017, 60(17): 60-64.

[42] 李伟东, 刘刚, 包建文, 等. 贫胶预浸料-RTM成型工艺及其复合材料力学性能研究[J]. 航空材料学报, 2014, 34(3): 57-62.

LI Weidong, LIU Gang, BAO Jianwen, et al. Research of processing characteristics and mechanical properties of semi-prepreg RTM composites[J]. Journal of Aeronautical Materials, 2014, 34(3): 57-62.

通讯作者: 魏士鹏, 助理工程师, 硕士, 主要研究方向为机器学习, E-mail: sdweishipeng@163.com。

(责编 大漠)

通讯作者: 蒋诗才, 高级工程师、博士, 研究方向为功能材料、树脂基复合材料, E-mail: 233543144@qq.com。

(责编 一元)