

## 多工艺参数对预浸料摩擦系数的影响及机器学习预示方法

宋锋 张佳晨 吕柄熠 王时玉 校金友 文立华 侯晓

### Influence of multiple process parameters on the friction coefficient of prepregs and machine learning prediction method

SONG Feng, ZHANG Jiachen, LYU Bingyi, WANG Shiyu, XIAO Jinyou, WEN Lihua, HOU Xiao

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20240304.001>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 铺放工艺参数对预浸料丝束曲线铺贴质量的影响

Influence of laying process parameters on curve trajectory placement quality of prepreg tow

复合材料学报. 2021, 38(6): 1795–1808 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20200826.004>

#### 碳纤维/尼龙6预浸料的制备及盒体的热冲压成型工艺

Preparation of continuous carbon fiber/polyamide 6 prepreg and rectangular box forming by hot stamping

复合材料学报. 2019, 36(1): 51–59 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20180404.002>

#### 单向碳纤维/环氧树脂预浸料叠层的面内变形行为

In-plane deformation behavior of unidirectional carbon fiber/epoxy prepreg layups

复合材料学报. 2020, 37(5): 1049–1055 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20190730.006>

#### 预浸料的超薄化对碳纤维/环氧树脂复合材料拉伸破坏行为的影响

Effect of ultra-thinning of prepreg on tensile failure behavior of carbon fiber/epoxy resin composites

复合材料学报. 2020, 37(4): 800–807 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20190628.001>

#### 超薄预浸料对碳纤维/环氧树脂复合材料导电性能的影响

Effect of ultra-thin prepreg on conductive properties of carbon fiber/epoxy composites

复合材料学报. 2020, 37(3): 539–545 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20190527.002>

#### 模拟雷电流作用下单向碳纤维/环氧树脂预浸料的电阻特性

Resistance characteristics of unidirectional carbon fiber/epoxy prepreg subjected to simulated lightning currents

复合材料学报. 2020, 37(1): 82–88 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20190412.001>



扫码关注微信公众号，获得更多资讯信息

DOI: 10.13801/j.cnki.fhclxb.20240304.001

# 多工艺参数对预浸料摩擦系数的影响及机器学习预示方法



分享本文

宋锋<sup>1</sup>, 张佳晨<sup>1</sup>, 吕柄熠<sup>1</sup>, 王时玉<sup>1</sup>, 校金友<sup>\*1</sup>, 文立华<sup>\*1</sup>, 侯晓<sup>2</sup>

(1. 西北工业大学 航天学院, 西安 710072; 2. 中国航天科技集团有限公司, 北京 100048)

**摘要:** 在复合材料成型过程中, 预浸料/预浸料和预浸料/模具之间的摩擦滑移行为会导致褶皱、孔隙等缺陷, 严重影响构件力学性能。然而复杂构件成型过程中预浸料层间摩擦行为影响因素众多, 现有理论模型涵盖的工艺参数有限, 导致成型工艺仿真精度低, 无法满足高质量成型要求。本文设计了面向多工艺参数的碳纤维预浸料摩擦试验方法, 研究了速率、法向力、黏度、表面粗糙度、接触材料、纤维方向等工艺参数对摩擦系数的影响规律, 以典型纤维方向 $0^\circ/45^\circ/90^\circ$ 为例, 揭示了不同纤维方向的界面摩擦机制。为实现多工艺参数下摩擦系数的快速、准确预示, 建立了基于支持向量回归 (SVR) 的预浸料摩擦系数预示模型。开展相对纤维方向为 $[30^\circ/0^\circ]$ 和 $[60^\circ/0^\circ]$ 的预浸料/预浸料界面摩擦系数的试验和预测, 两者偏差小于 9%。

**关键词:** 碳纤维预浸料; 多工艺参数; 摩擦; 机器学习; 性能预示

**中图分类号:** TB332 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3851(2024)11-5935-11

## Influence of multiple process parameters on the friction coefficient of prepregs and machine learning prediction method

SONG Feng<sup>1</sup>, ZHANG Jiachen<sup>1</sup>, LYU Bingyi<sup>1</sup>, WANG Shiyu<sup>1</sup>, XIAO Jinyou<sup>\*1</sup>, WEN Lihua<sup>\*1</sup>, HOU Xiao<sup>2</sup>

(1. School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. China Aerospace Science and Technology Corporation, Beijing 100048, China)

**Abstract:** During the forming process of composites, the friction-sliding behavior between prepreg ply-ply and ply-tool may lead to defects such as wrinkles and pores, which seriously affect the mechanical properties of the components. However, there are many factors affecting the inter-ply friction of the prepreg plies in the forming process of complex components. The existing theoretical models contain insufficient process parameters, resulting in the accuracy of forming process simulation not meeting high-quality forming requirements. In this paper, a friction test method for carbon fiber prepregs was designed for multiple process parameters. The influence of sliding velocity, normal force, viscosity, surface roughness, contact material, and fiber orientation on the friction coefficient were studied. Taking the typical fiber orientations of  $0^\circ/45^\circ/90^\circ$  as examples, the inter-ply friction mechanism in different fiber orientations was revealed. In order to predict the friction coefficient of prepreg corresponding to multiple process parameters rapidly and accurately, a prediction model for the friction coefficient of prepreg was established using the support vector regression (SVR) method. Taking the prepreg ply-ply friction behavior with relative fiber orientation of  $[30^\circ/0^\circ]$  and  $[60^\circ/0^\circ]$  as examples, the experiments and predictions were conducted, and the error was less than 9%.

收稿日期: 2023-12-27; 修回日期: 2024-02-21; 录用日期: 2024-02-26; 网络首发时间: 2024-03-06 12:54:24

网络首发地址: <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20240304.001>

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (52090051); 陕西省重点研发计划 (2021ZDLGY11-02); 国家自然科学基金委员会-中国航天科技集团有限公司航天先进制造技术研究联合基金 (U1837601)

Key Project of National Natural Science Foundation of China (52090051); Key Research and Development Plan of Shaanxi Province (2021ZDLGY11-02); The Joint Fund of Advanced Aerospace Manufacturing Technology Research of National Natural Science Foundation of China and China Aerospace Science and Technology Corporation (U1837601)

通信作者: 校金友, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算结构力学、复合材料结构设计 E-mail: [xiaojy@nwpu.edu.cn](mailto:xiaojy@nwpu.edu.cn);

文立华, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为飞行器结构设计 E-mail: [Lhwen@nwpu.edu.cn](mailto:Lhwen@nwpu.edu.cn)

引用格式: 宋锋, 张佳晨, 吕柄熠, 等. 多工艺参数对预浸料摩擦系数的影响及机器学习预示方法 [J]. 复合材料学报, 2024, 41(11): 5935-5945.

SONG Feng, ZHANG Jiachen, LYU Bingyi, et al. Influence of multiple process parameters on the friction coefficient of prepregs and machine learning prediction method[J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2024, 41(11): 5935-5945(in Chinese).

**Keywords:** carbon fiber prepreg; multiple processing parameters; friction; machine learning; performance prediction

复合材料预浸料在成型过程中会发生多种变形机制,如层内剪切、弯曲和层间滑动,其中预浸料/预浸料、预浸料/模具之间的层间滑移行为对结构形状和最终的产品质量起着重要作用<sup>[1]</sup>。例如,在铺放工艺中,预浸料的层间摩擦系数过大会导致屈曲等缺陷,影响预成型体的质量<sup>[2]</sup>。同样地,在缠绕工艺中,采用非测地线进行缠绕时要求纤维和芯模表面间具有足够大的摩擦系数以保证线型稳定、不滑线<sup>[3]</sup>。而层间摩擦系数受到速率、法向力、黏度、表面粗糙度、接触材料、纤维方向等多个工艺参数耦合作用,协同不当极易诱发褶皱、架空等缺陷。因此,研究预浸料层间摩擦性能是进行结构工艺设计的核心。

近年来,国内外学者针对多工艺影响下的预浸料层间摩擦性能开展了大量研究。Martin等<sup>[4]</sup>提出摩擦系数主要取决于预浸料体系和温度,由于预浸料层间存在库伦摩擦和流体摩擦协同作用,滑动界面的树脂黏度和分布决定了预浸料的摩擦阻力。Åkermo等<sup>[5]</sup>研究了单向碳纤维/环氧预浸料的摩擦性能,发现纤维取向对预浸料/预浸料界面处的摩擦系数有很大影响, $[0^\circ/45^\circ]$ 预浸料界面的摩擦值最高,而 $[0^\circ/0^\circ]$ 界面的摩擦值与 $[0^\circ/90^\circ]$ 界面相似或更低。Bendemra等<sup>[6]</sup>认为复合材料结构的应力集中很大程度上取决于纤维铺层顺序,而 $0^\circ$ 铺层的位置对应力集中的大小有很大的影响。Liu等<sup>[7]</sup>通过摩擦试验研究了玻璃纤维增强铝层压板在金属/预浸料界面处的摩擦行为,分析了速率、法向力、纤维方向、树脂黏度与温度耦合对静/动摩擦系数的影响,但难以将纤维方向对摩擦系数的影响集成到理论模型中,仍采用经典的库伦模型进行简要描述。Dutta等<sup>[8]</sup>通过试验研究了5种纤维取向对层间摩擦的作用,发现不同纤维取向组合的层间摩擦行为有很大的不同,主要取决于加工条件,如固结、常压和速率等因素。Larberg等<sup>[9]</sup>研究了表面粗糙度对摩擦系数的影响,发现摩擦系数与接触表面的粗糙度成指数关系。Hallander等<sup>[10]</sup>在现有试验结果的基础上探究了单向预浸料成型过程中层间滑移对面外褶皱发展的影响。结果表明,在凹槽区预浸料堆叠顺序对褶皱的产生起着关键作用,并且很大程度上取决于层间摩擦,由于它在层间传递载荷方面起着关键

作用。然而,现有研究多关注单一因素,缺乏对多因素综合影响的探讨,且现有的理论预示模型考虑因素较少,难以集成纤维方向等工艺参数对摩擦系数的影响。

摩擦系数受多种工艺影响,规律复杂且非线性强,难以通过完善的理论模型实现摩擦系数预测。机器学习作为一种数据驱动方法,能够在更宽泛的范围内探索多个参数之间的复杂关系,通过学习发现数据集中的多重趋势,实现不同参数下输出的准确预测<sup>[11-12]</sup>,目前在预测摩擦系数方面已初步应用。Baş等<sup>[13]</sup>采用支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)等机器学习方法研究了凸轮机构的摩擦系数,结果表明ANN模型能够有效预测凸轮的摩擦系数。Wu等<sup>[14]</sup>利用Kriging代理模型对湿式离合器摩擦系数的影响因素进行了优化,其决定系数 $R^2$ 值为0.997,表明该模型具有较高的预测能力。随着计算能力的提升,机器学习也逐渐被用来解决复合材料摩擦相关问题。Wang等<sup>[15]</sup>采用最小二乘回归(PLS)、梯度提升回归(GBR)等多种机器学习方法预测了不同条件下复合材料的摩擦系数,结果表明GBR模型的预测性能更好,决定系数 $R^2$ 达到0.82。Egala等<sup>[16]</sup>通过试验研究了单向纤维增强环氧复合材料的摩擦学性能,并基于人工神经网络对其进行了预测,预测误差达到 $\pm 8\%$ 。Nirmal<sup>[17]</sup>使用试验数据集训练ANN,结果表明ANN模型能够有效预测载荷和滑动距离对复合材料摩擦性能的影响。

本文设计不同表面粗糙度、接触材料、纤维方向、速率、法向力、黏度等因素的层间摩擦试验方法,分析工艺参数对摩擦系数的影响规律,建立基于机器学习的摩擦系数预测方法。通过对比机器学习训练结果和试验结果,验证机器学习预示模型的可靠性和适用性,实现对多工艺复杂影响下复合材料摩擦系数的准确预示,为模压成型、热隔膜成型等工艺设计提供技术支撑。

## 1 试验设计

### 1.1 试验原理及装置

摩擦系数是指两表面间的摩擦力和作用在其上表面法向力的比值,可根据ASTM D1894标准<sup>[18]</sup>计算摩擦系数 $\mu$ :

$$\mu = \frac{F}{N} \tag{1}$$

式中： $N$ 为法向力； $F$ 为切向摩擦力，在计算静摩擦系数时为界面相对滑动开始的临界力，计算动摩擦系数时为相对滑动过程中的平均摩擦力。

预浸料的层间滑移行为受多种成型工艺参数影响，为此，本文设计了适用于多种工艺条件的层间摩擦试验方法，如图 1 所示。

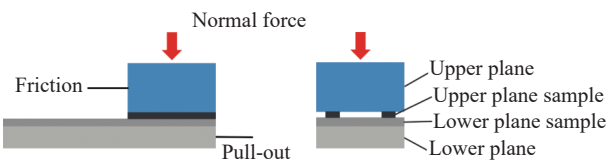


图 1 层间摩擦试验方法  
Fig. 1 Inter-ply friction test method

本文以单向 3 K 干碳纤维为例，充分浸渍不同配比树脂以制备试验样件，含胶量控制在 40% 左右，试样宽度为 3 mm，厚度为 0.15 mm。在测试过程中，若将预浸料均匀铺满滑块，容易出现明显的纤维重叠或镂空现象，导致滑块底部接触下面板试样，测得的摩擦系数存在较大误差。因此，本文采用的摩擦试验装置如图 2 所示。装置分为三部分，分别是测试上/下面板、参数控制模块和力/位移监测模块。试验开始前，对称固定预浸料和下面板试样。通过调整树脂配比控制黏度，施加不同克重的标准砝码为试验提供所需的法向力，速率在可视化界面控制模块中设置。试验开始后，电机带动下面板向右运动，上面板左侧连接力/位移传感器，可测得试验过程中实时力-位移变化曲线，为获得摩擦系数提供原始数据。

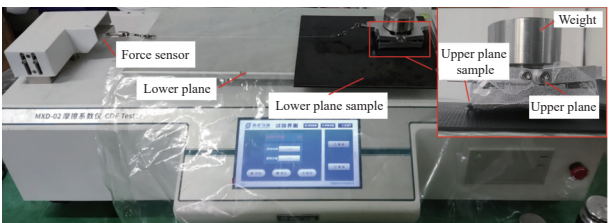


图 2 试验装置及仪器  
Fig. 2 Test setup and apparatus

1.2 试验参数设计

现有研究表明<sup>[3-8]</sup>，影响摩擦系数的因素主要有速率、法向力、温度、表面粗糙度及纤维方向，而温度主要通过改变树脂的黏度影响层间滑移行

为。此外，在不同成型工艺中，模具材料对预浸料/模具的层间滑移行为也有一定影响。现有对摩擦系数影响因素的研究不系统，不足以准确描述预浸料成型过程中的复杂界面滑移行为，存在一定局限性。

在此基础上，本文将复合材料成型工艺中的多种影响因素进一步系统化，基于多种复合材料成型工艺需求，综合分析了 6 种影响因素，如表 1 所示。为研究表面粗糙度的影响，加工两种粗糙度的金属板进行摩擦试验。根据常见的模具材料和复合材料成型研究需求，确定接触材料为表面粗糙度为 Ra12.5 的 45 钢金属 (以下简称“Ra12.5 金属”)、砂板、复合材料板、石膏板、预浸料和橡胶，如图 3 所示。预浸料在成型时纤维方向在 0°到 90°之间，根据文献 [8]，选取 3 个典型方向进行研究，分别为 0°、45°和 90°。为了涵盖多种成型工艺的实际成型需求，后 3 个变量均设置较大的参数范围<sup>[7]</sup>。针对不同的影响因素设计了交叉试验，每种组合都进行 3 次摩擦试验，最后取 3 次试验结果的算术平均值，以减小试验误差。

表 1 摩擦试验参数  
Table 1 Friction test parameters

Parameter	Baseline value	Additional values investigated
Surface roughness	Ra12.5	Ra12.5, Ra25
Contact material	-	Ra12.5 metal, sand, laminate, gypsum, prepreg, rubber
Fiber orientation/(°)	0	0, 45, 90
Sliding velocity/(mm·min <sup>-1</sup> )	100	30, 100, 200
Normal force/N	10	2, 10, 20
Viscosity/(MPa·s)	591.8	591.8, 895.7

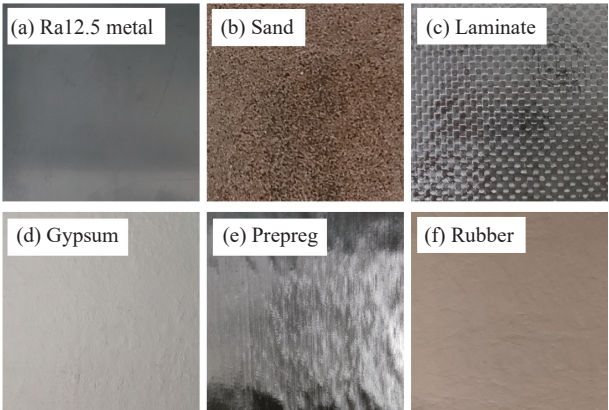


图 3 不同接触材料  
Fig. 3 Different contact materials



2 试验结果及分析

切向摩擦力与位移关系的结果基本遵循图 4 所示的总趋势。首先，预浸料发生弹性变形，力值急剧增加直至达到峰值，此时预浸料和下面板试样尚未发生相对移动，峰值对应的力即为两种材料发生相对滑动所需的静摩擦力。之后，力值呈下降趋势，随后达到与动摩擦相对应的稳定滑动。图 4 中 A 点为初始静摩擦力峰值，将 A 点的力代入式 (1) 中计算静摩擦系数的值。B 点为匀速滑动时对应的摩擦力值，取 B 点以后的力平均值用于求解动摩擦系数。在试验结果的基础上，分析了不同试验参数对摩擦系数的影响。

2.1 法向力和速率的影响

图 5 给出了不同速率下预浸料/Ra12.5 金属界面的静摩擦系数和动摩擦系数随法向力的变化曲线。试验中，接触材料为 Ra12.5 金属，纤维方向为 0°，树脂黏度为 591.8 MPa·s，只改变法向力和速率。可以看出，摩擦系数随着速率的增加而增大，这是由于树脂在滑动过程中存在流体动力润滑作用，且其行为具有牛顿剪切特征，在一定的温度和法向力条件下，剪切应力随着剪切速率的增加而增加，导致摩擦系数增大<sup>[19]</sup>。此外，静摩擦系数和动摩擦系数随法向力的增大而减小并逐渐趋于平稳，趋势与文献 [7] 中一致。法向力较小时，预浸料与金属表面的接触不紧密，预浸料表面凹凸不平；随着法向力的增加，预浸料压实程度提高，纤维表面的凹凸被压平，且树脂挤出溢出到界面处，使界面处粗糙度降低，虽然需要更大的摩擦力拉开上下表面，但总体上摩擦系数呈

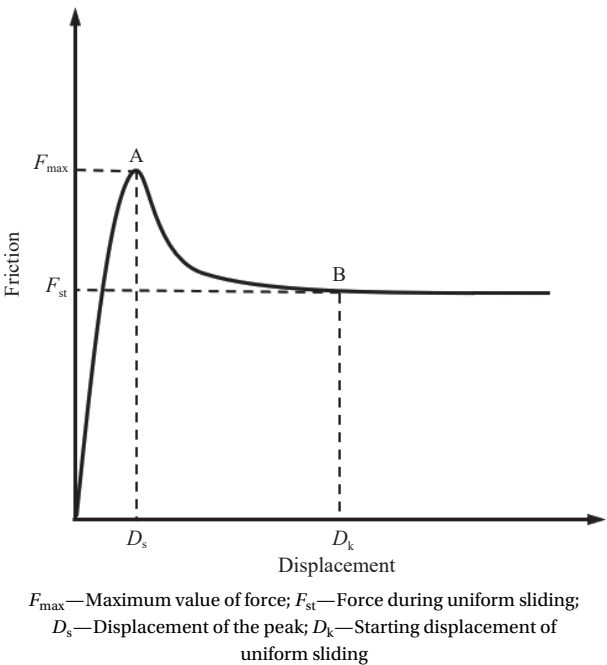


图 4 摩擦试验力-位移关系曲线示意图

Fig. 4 Schematic curve of force-displacement relation for the friction test

降低趋势。当法向力进一步变大，预浸料无法进一步压实，测得摩擦系数基本保持不变。

2.2 黏度的影响

图 6 给出了不同界面间黏度对摩擦系数的作用规律，试验中接触材料分别为 Ra12.5 金属、复合材料板和预浸料，纤维方向为 0°，速率为 100 mm/min。可以看出，静摩擦系数和动摩擦系数均随黏度的增大而增大，与文献 [7] 和 [20] 中结果一致。原因在于低黏度时，树脂流动性较大，在界面处充当“润滑剂”，使界面粗糙度降低，材料

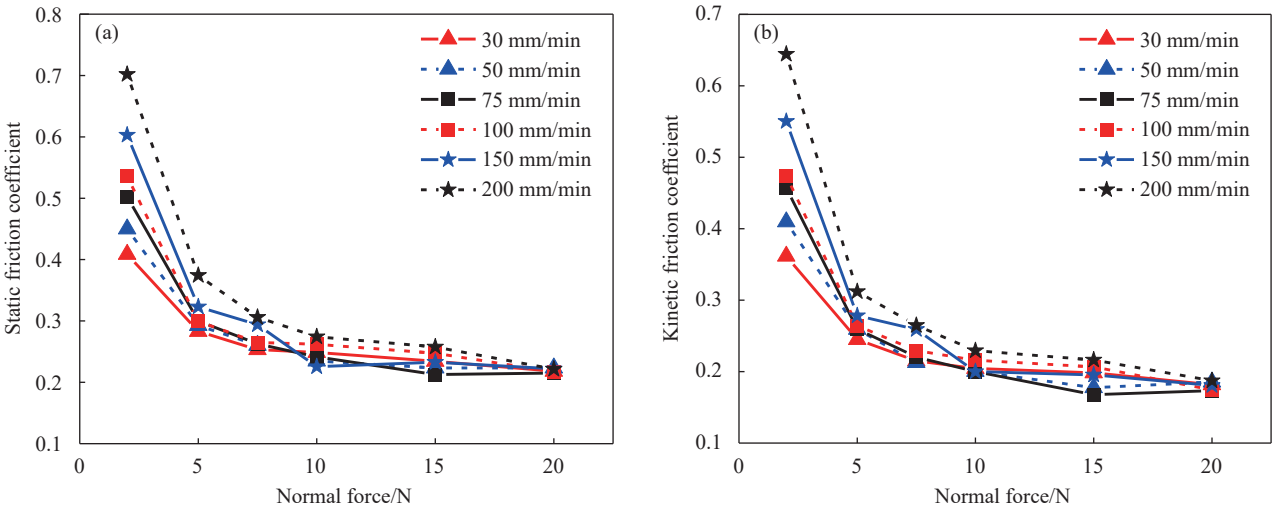


图 5 不同法向力和速率下预浸料/Ra12.5 金属界面的摩擦系数

Fig. 5 Friction coefficients at the prepreg/Ra12.5 metal interface under different normal forces and rates

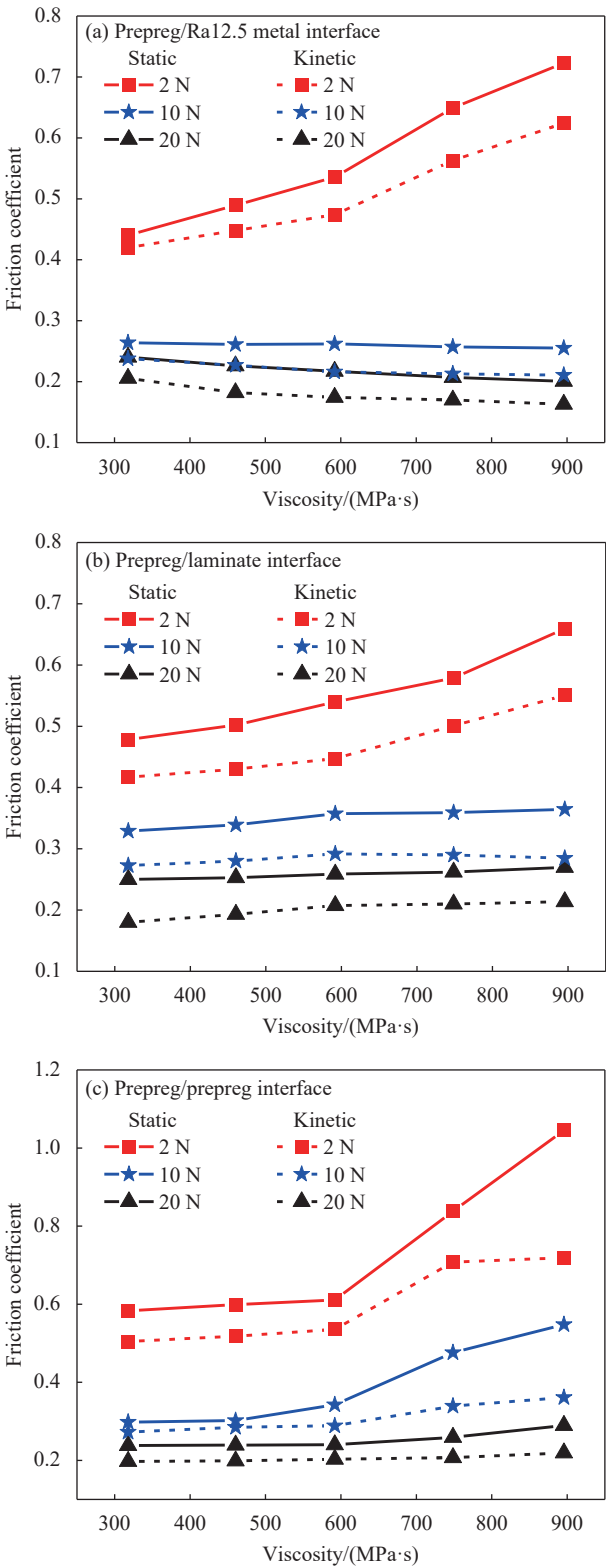


图6 不同黏度下 Ra12.5 金属、复合材料板和预浸料之间的摩擦系数  
Fig. 6 Friction coefficients at the Ra12.5 metal, laminate and prepreg interface under different viscosities

之间相对运动阻力较小。随着黏度的升高,需要更强的外力来克服界面中的树脂粘结力,导致切向摩

擦力增大,摩擦系数也随之增大。与此同时,随着法向力的增加,树脂受挤压从预浸料内部溢出到界面处,增加界面处的润滑并降低摩擦系数。

2.3 表面粗糙度的影响

图 7 给出了预浸料/金属界面间表面粗糙度对摩擦系数的作用规律,纤维方向为 $0^{\circ}$ ,试验速率为 100 mm/min,树脂黏度为 591.8 MPa·s,选取两种表面粗糙度进行对比研究,分别为 Ra25 和 Ra12.5。可以看出,随着表面粗糙度的增加,层间摩擦系数呈上升趋势,随着法向力逐步增加,摩擦系数下降并趋于稳定,趋势与文献 [9] 和 [20] 一致。文中指出金属表面粗糙度的增加导致界面处的实际接触面积变大,产生更强烈的层间摩擦阻力,且高表面粗糙度可能导致摩擦表面之间的微观磨损,从而影响宏观摩擦性能。对于预浸料表面,随着法向力增加,纤维表面被压平,导致预浸料表面粗糙度降低,因此界面摩擦系数逐渐减小,直至预浸料被压实,摩擦系数趋于稳定。

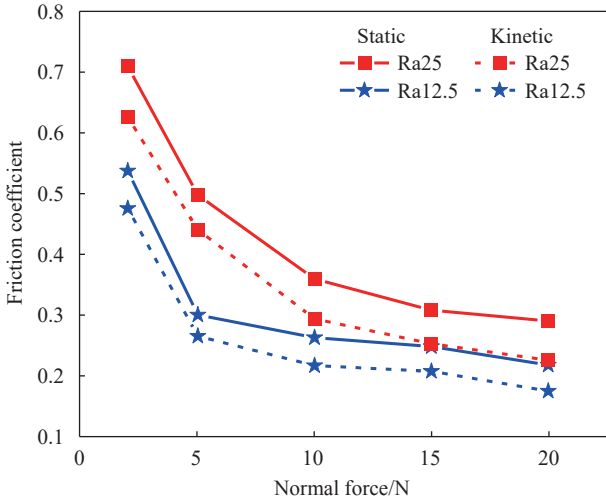


图 7 不同表面粗糙度下预浸料/金属界面的摩擦系数  
Fig. 7 Friction coefficients at the prepreg/metal interface under different surface roughness

2.4 接触材料类型的影响

图 8 给出了不同接触材料对摩擦系数的作用规律,纤维方向为 $0^{\circ}$ ,树脂黏度为 591.8 MPa·s,试验速率为 100 mm/min。可以看出,预浸料与 Ra12.5 金属、复合材料板和石膏板界面的摩擦系数变化趋势基本一致,这是由于 3 种材料表面比预浸料表面刚度大,且都相对平整,摩擦系数主要与预浸料的状态有关。相比之下,砂板表面为多孔结构,表面粗糙度大,因此测得的摩擦系数更大,受制于试验设备力传感器量程问题,难以

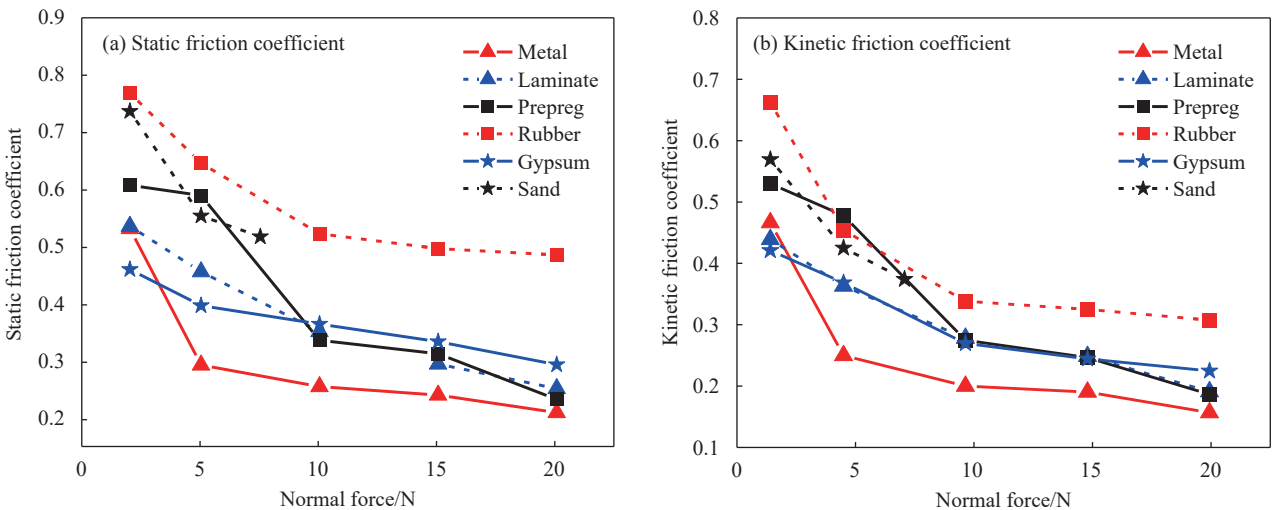


图 8 不同接触材料对应的摩擦系数

Fig. 8 Friction coefficients corresponding to different contact materials

获得高法向力条件下的摩擦系数。预浸料、橡胶两种材料与预浸料的刚度相差不大，在受到法向力作用时，厚度方向都会被压缩变薄。法向力较小时，接触表面粗糙度高，摩擦系数较大，随着法向力增大，材料在厚度方向被压缩，导致接触表面更加平整，摩擦系数降低并趋于稳定。

2.5 纤维方向的影响

图 9 给出了不同界面间纤维方向对摩擦系数的作用规律，试验中树脂黏度为 591.8 MPa·s，试验速率为 100 mm/min。可以看出，[45°/0°]界面摩擦系数最大，[0°/0°]铺层界面的摩擦系数高于[90°/0°]界面，3 种情况下摩擦系数均随着法向力的增大而逐渐变小。当预浸料接触下表面为各向同性 Ra12.5 金属时，纤维方向的改变对摩擦系数的影响有限。然而对于具备各向异性特征的单向预浸料来说，界面间不同的纤维方向对摩擦系数的影响较显著。

由于[0°/0°]界面间纤维方向与滑动方向一致，树脂在滑动过程中起到了较好的“润滑”作用，因此，纤维之间的相对滑动不会引起明显的纤维屈曲，如图 10(a) 所示。[45°/0°]界面的滑移方向与纤维束方向存在一定偏差，纤维束发生点/线接触，导致树脂无法实现完全润滑，加剧了纱线之间的直接摩擦，纱线受到更明显的拉伸和剪切，因此摩擦系数更大，如图 10(b) 所示。[90°/0°]界面中纤维束主要以滑移为主，不仅树脂起到充分“润滑”作用，纤维之间的接触也由线接触转为点接触，近似于滚动摩擦行为，在适当法向力作

用下促进纤维束向有利方向滑移，如图 10(c) 所示<sup>[8]</sup>。

3 机器学习方法

3.1 支持向量回归方法

根据试验研究发现，法向力、速率、树脂黏度、表面粗糙度、接触材料类型和纤维方向等变量对预浸料摩擦系数的影响规律复杂，呈现出强烈的非线性特征，使摩擦系数的研究成为一个典型的高维问题。现有的理论预示模型存在局限性，难以针对 5 个变量建立模型实现摩擦系数的准确预测，常用的反向传播神经网络 (Back propagation neural network, BPNN) 和随机森林 (Random forest, RF) 机器学习方法在预测高维非线性数据时精度较差。支持向量回归 (Support vector regression, SVR) 方法首先通过数据映射将非线性问题转变为线性问题，随后引入核函数避免直接求解线性问题的维度灾难，因此该方法在处理高维非线性数据时具有更高的效率和准确性。同时，SVR 方法通过引入松弛因子降低了数据噪声的影响，具有更强的鲁棒性。

SVR 的主要思想是在特征空间中找到一个超平面，以超平面为基准建立一个宽度为  $2\varepsilon$  的间隔带，使尽可能多的样本位于间隔带中。对于数据  $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$ ，其中  $x_i$  为输入变量， $y_i$  为输出变量， $n$  为样本总数，假设超平面函数为  $f(x) = w^T x + b$ ，如图 11 所示。其中， $w$  为法向量，决定了超平面方向； $b$  为位移量，决定了超平面到原点的距离。为了达到最好的回归效果，超平面需满足两个条件：(1) 间隔带宽度  $d_b$  最大；(2) 超平面与

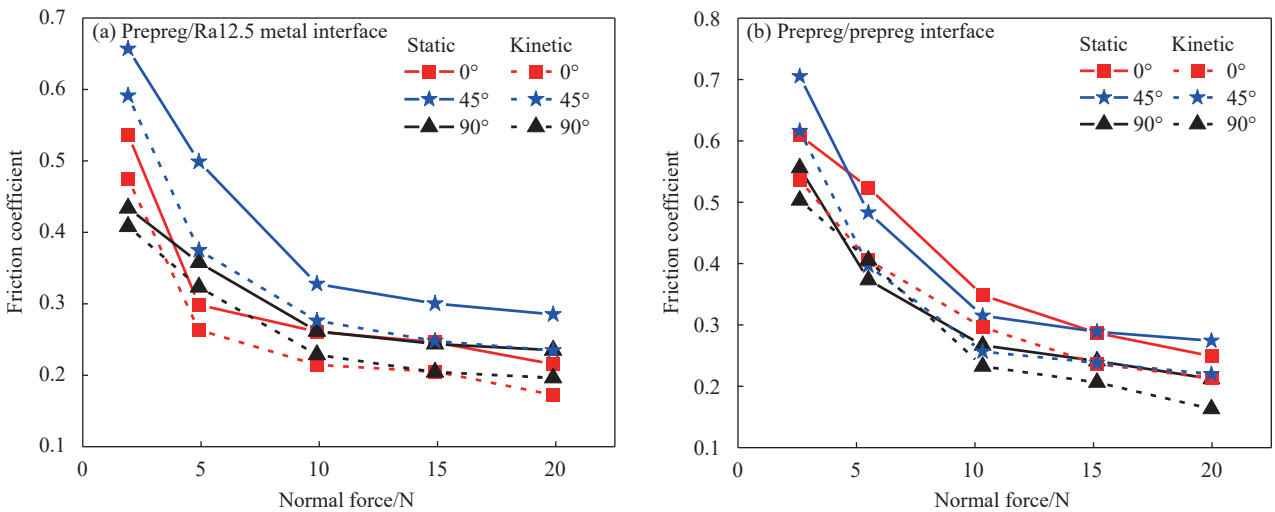


图 9 不同纤维方向对应的摩擦系数

Fig. 9 Friction coefficients corresponding to different fiber orientations

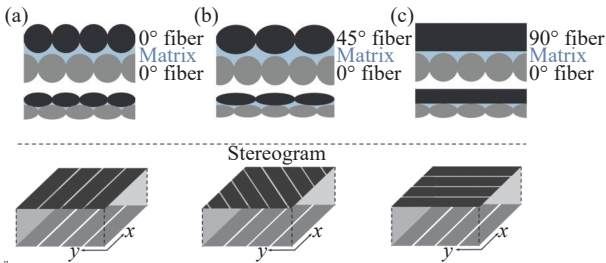


图 10 不同纤维方向界面的剖面图和立体示意图

Fig. 10 Cross sectional view and stereogram of the sliding interfaces for different fiber orientations

样本点的距离 $d$ 不大于容忍偏差 $\varepsilon$ , 即样本点都在间隔带内。为了避免试验数据的噪声对超平面选择产生较大影响, 引入松弛因子 $\xi$ , 允许少数样本在间隔带外部。因此, 超平面选择问题可转化为优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{w,b} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|_2^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} |y_i - f(x_i)| \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $C$ 为惩罚因子。该优化问题通过拉格朗日乘子法进行求解。

对于摩擦试验的非线性数据, 将原始数据 $x_i$ 映射到高维空间 $\phi(x_i)$ , 通过拉格朗日对偶性将式(2)转变为对偶变量优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j [\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)] - \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (3)$$

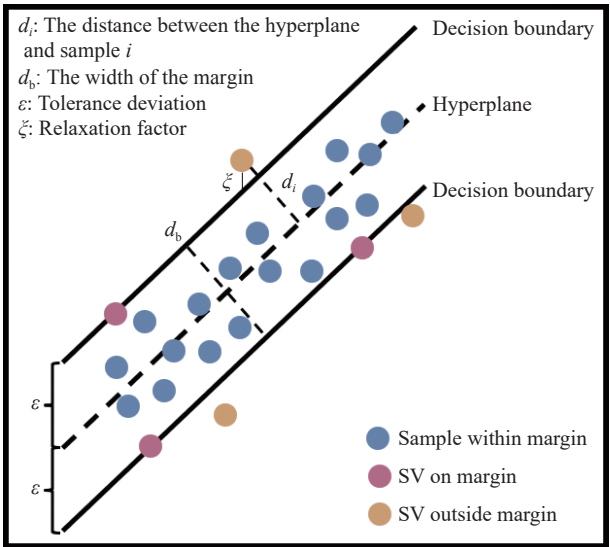


图 11 支持向量回归 (SVR) 超平面

Fig. 11 Support vector regression (SVR) hyperplane

式中,  $\alpha_i$ 为拉格朗日乘子。通过求解式(3)获得最优解 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots)^T$ , 进而求解出最优参数 $w$ 和 $b$ , 即可得到最优超平面方程。

然而, 将原始数据直接映射到高维空间会导致维度指数级增长, 计算困难。为避免该问题, 直接定义核函数 $\kappa(x_i, x_j)$ 替代式(3)中自变量 $x_i$ 在高维空间中的内积 $\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$ 。本文使用的核函数为高斯核函数:

$$\kappa(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (4)$$

式中,  $g$ 为核函数参数。

此时, 式(3)中的目标函数变为



$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \kappa(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \tag{5}$$

SVR 模型中的惩罚因子  $C$  和核参数  $g$  的选取对模型预示精度影响极大，为确定合适参数，采用文献 [21] 中的优化算法对参数  $C$  和  $g$  进行优化，获得最佳 SVR 预示模型。

3.2 训练及模型生成

为了提高机器学习的准确度，首先对工艺参数  $k_i$  和试验获得的摩擦系数  $f_i$  进行归一化处理，消除数量级和量纲的影响，如下式所示：

$$\begin{aligned} \tilde{k}_{i,j} &= \frac{k_{i,j} - k_{j,\min}}{k_{j,\max} - k_{j,\min}} \\ \tilde{f}_i &= \frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \end{aligned} \tag{6}$$

式中： $k_{i,j}$  为第  $i$  个样本中第  $j$  个工艺参数的原始数据； $k_{j,\max}$  和  $k_{j,\min}$  分别为样本中第  $j$  个工艺参数的最大值和最小值； $f_i$  为第  $i$  个样本中的摩擦系数值； $f_{\max}$  和  $f_{\min}$  分别为样本中摩擦系数的最大值和最小值。

随后，将归一化后的试验数据进行分类，70% 作为训练集，用于训练机器学习模型；30% 作为测试集，用于验证模型精度，进一步对比 SVR、BPNN 和 RF 方法的预示能力。本文采用测试集中样本的决定系数  $R^2$  和预测误差的方差  $S^2$  作为机器学习模型预测效果的评估指标，如下式所示：

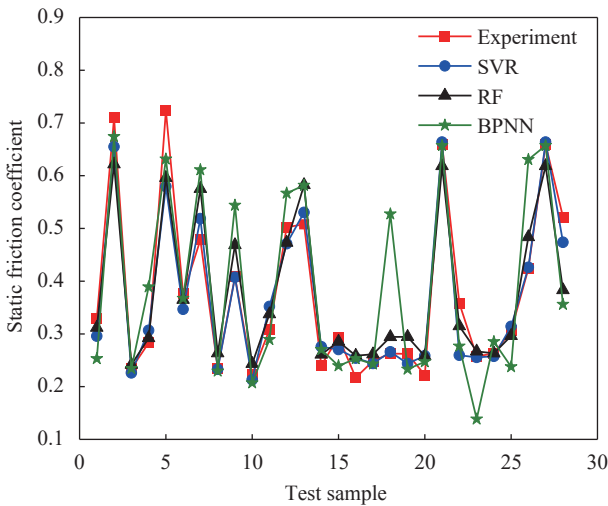
$$\begin{aligned} R^2 &= 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{f}_i - f_i')^2}{\sum_{i=1}^m (\bar{f} - \hat{f}_i)^2}, \\ S^2 &= \frac{\sum_{i=1}^m \left[ \left( (\hat{f}_i - f_i') - \sum_{i=1}^m (\hat{f}_i - f_i') \right) \right]^2}{m - 1} \end{aligned} \tag{7}$$

式中： $\hat{f}_i$  为测试集中第  $i$  个样本的试验值； $\bar{f}$  为样本试验值的平均值； $f_i'$  为第  $i$  个样本的预测值； $m$  为测试集的样本总数。 $R^2$  越接近 1 且  $S^2$  越小，表示预示模型的预测效果越好。

3.3 模型验证及预示

通过训练静摩擦系数试验数据，得到 BPNN 模型最优循环层数为 10；RF 模型中决策树数目为 500，叶子节点个数为 3；SVR 模型中  $C = 0.697$ ， $g = 5.273$ 。采用不同模型对测试集中静摩擦系数的预测值与试验值的对比结果如图 12 所示，模型

的  $R^2$  值和  $S^2$  值如表 2 所示。根据对比得到，SVR 模型预测的静摩擦系数最接近试验值，对应的  $R^2$  值最接近 1，且  $S^2$  值最小。因此，SVR 模型的拟合效果较好，是预测预浸料静摩擦系数的最优选择。



BPNN—Backpropagation neural network; RF—Random forest

图 12 测试集中不同样本静摩擦系数的试验值与预测值

Fig. 12 Test and predicted values of static friction coefficients for different samples in the test set

表 2 测试集中不同静摩擦系数预示模型的决定系数  $R^2$  和预测误差的方差  $S^2$

Table 2 Coefficient of determination  $R^2$  and forecast error variance  $S^2$  for different static friction coefficient prediction models in the test set

Model	$R^2$ value	$S^2$ value
BPNN	0.642	0.0091
RF	0.884	0.0029
SVR	0.930	0.0016

对动摩擦系数试验数据进行训练，得到 BPNN 模型最优循环层数为 3；RF 模型中决策树数目为 500，叶子节点个数为 3；SVR 模型中  $C = 0.973$ 、 $g = 3.885$ 。采用不同模型对测试集中动摩擦系数的预测值与试验值的对比结果如图 13 所示，模型的  $R^2$  值和  $S^2$  值如表 3 所示。根据对比得到，SVR 模型预测的  $R^2$  值最接近 1， $S^2$  值最小，因此 SVR 模型能够更准确地预示预浸料动摩擦系数。

为了验证建立的 SVR 模型的泛化能力，根据已有的预示模型，探究了  $[30^\circ/0^\circ]$  和  $[60^\circ/0^\circ]$  纤维方向的预浸料/预浸料界面摩擦系数。设置树脂黏度为 591.8 MPa·s，试验速率为 100 mm/min。首先

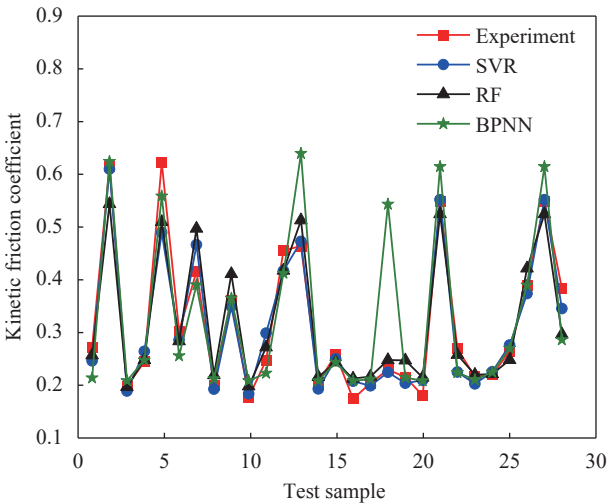


图 13 测试集中不同样本动摩擦系数的试验值与预测值  
Fig. 13 Test and predicted values of kinetic friction coefficients for different samples in the test set

按照设计的摩擦试验方法开展对应试验，获取静/动摩擦系数试验值。对比试验结果和多工艺参数 SVR 摩擦系数预示结果 (图 14)，该模型对碳纤维预浸带静摩擦系数的最大预测误差为 7.76%，对碳纤维动摩擦系数的最大预测误差为 8.8%，证明本文提出的方法具有较高的预示精度，能够为表征预浸料层间摩擦行为奠定基础。

使用 SVR 模型能够快速探究不同工艺参数对摩擦系数的影响，通过调整工艺参数控制摩擦系数。例如，对于预浸料/Ra12.5 金属界面，设置预浸料纤维方向为 0°，树脂黏度为 591.8 MPa·s，使用模型预测得到的速率和法向力对摩擦系数的影

表 3 测试集中不同动摩擦系数预示模型的确定系数  $R^2$  和预测误差的方差  $S^2$

Table 3 Coefficient of determination  $R^2$  and forecast error variance  $S^2$  for different kinetic friction coefficient prediction models in the test set

Model	$R^2$ value	$S^2$ value
BPNN	0.682	0.0062
RF	0.908	0.0018
SVR	0.938	0.0011

响如图 15 所示。在其他工艺参数不变的情况下，可以通过调整法向力和速率控制预浸料的层间摩擦行为。

4 结论

采用自行设计的摩擦试验方法，表征了多工艺参数作用下碳纤维预浸料的层间摩擦性能。研究表明，影响摩擦性能的主要参数有速率、法向力、黏度、表面粗糙度、接触材料、纤维方向，进一步分析了不同纤维方向预浸料的摩擦系数演化机制。通过机器学习算法实现了碳纤维预浸料摩擦系数的快速、准确预示。本文主要结论如下：

(1) 设计了适用于多工艺参数的层间摩擦试验方法，准确获得了预浸料的复杂层间摩擦特性。结果表明摩擦系数随速率、黏度和表面粗糙度的增大而增大，随法向力的增大而减小。受材料刚度的影响，不同接触材料的摩擦系数呈现明显差异。纤维方向改变对预浸料/预浸料界面间的摩擦系数影响较显著，[45°/0°]界面摩擦系数最大，[0°/0°]铺层界面的摩擦系数高于[90°/0°]界面；

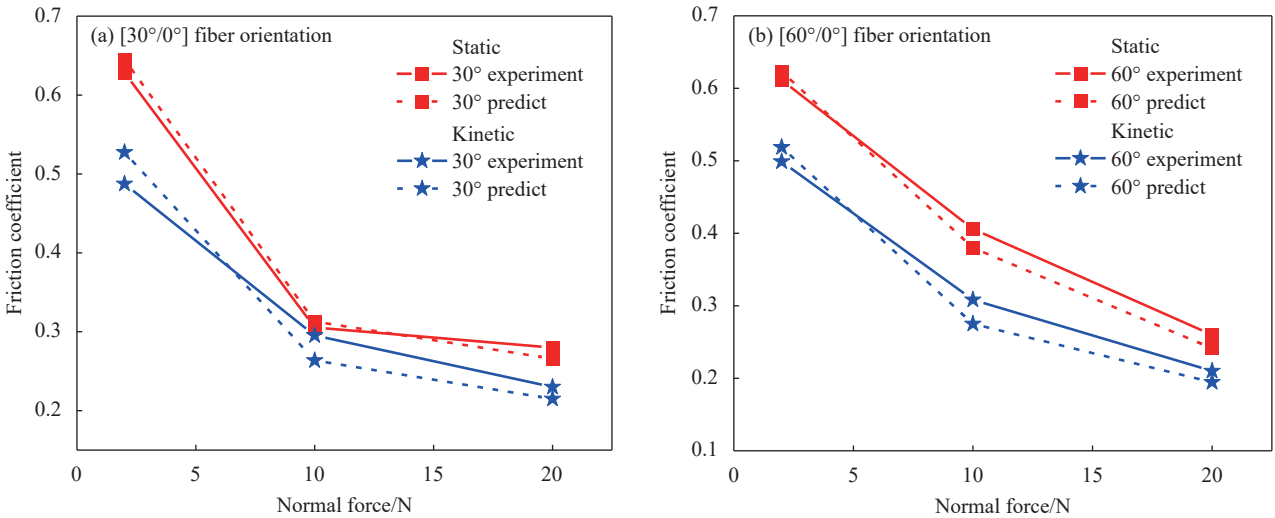


图 14 预浸料/预浸料界面的预示值与试验值对比  
Fig. 14 Comparison between predicted and test values of prepreg ply-ply interface

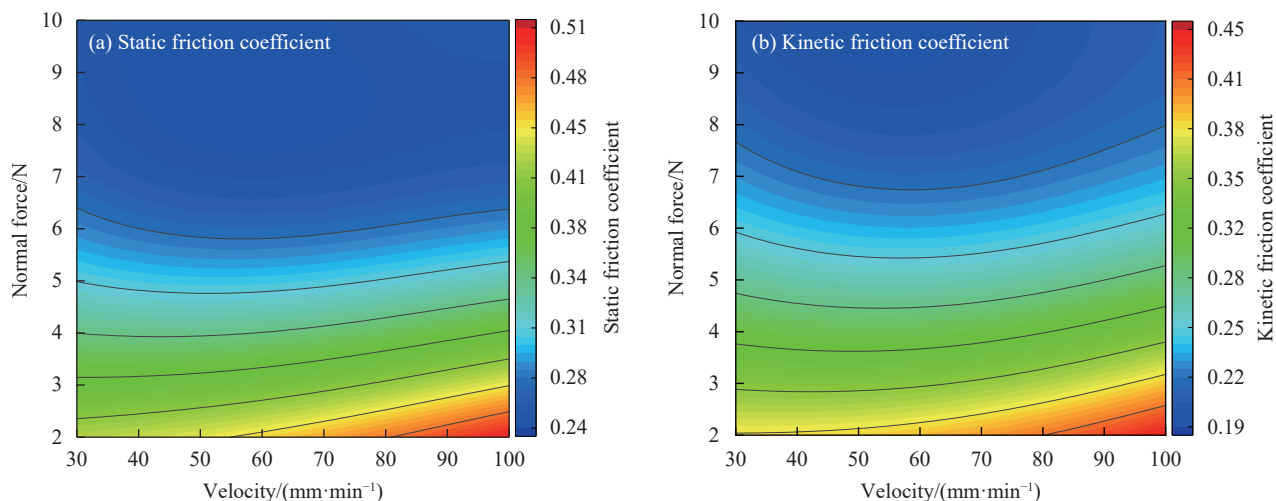


图 15 速率和法向力对预浸料/Ra12.5 金属界面摩擦系数的影响

Fig. 15 Influence of velocity and normal force on friction coefficient of the prepreg/Ra12.5 metal interface

(2) 提出一种基于支持向量回归 (SVR) 的多工艺参数作用下摩擦系数预示方法, 有效解决了目前理论模型研究参数有限且参数高维非线性等问题。SVR 模型预示静/动摩擦系数的决定系数  $R^2$  分别为 0.930、0.938, 预测误差的方差  $S^2$  分别为 0.0016、0.0011, 相较于反向传播神经网络 (BPNN) 和随机森林 (RF) 方法有明显优势, 证明了 SVR 模型具备预示碳纤维预浸料摩擦系数的能力;

(3) 以  $[30^\circ/0^\circ]$  和  $[60^\circ/0^\circ]$  纤维方向的预浸料/预浸料界面为例, 采用摩擦系数预示模型对其摩擦系数进行预示, 预示结果和试验值拟合程度较好, 验证了机器学习模型的泛化能力, 为摩擦系数预示提供了快速方法。

## 参考文献:

- [1] TEN THIJE R H W, AKKERMAN R, UBBINK M, et al. A lubrication approach to friction in thermoplastic composites forming processes[J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2011, 42(8): 950-960.
- [2] 李哲夫. 航空复合材料热模压预成型缺陷形成机理与仿真预测研究 [D]. 上海: 东华大学, 2023.  
LI Zhefu. Study on the formation mechanism and simulation prediction of defects in the process of hot-press forming for aerospace composites[D]. Shanghai: Donghua University, 2023(in Chinese).
- [3] 矫维成, 王荣国, 刘文博, 等. 缠绕纤维与芯模表面间滑线系数的测量表征 [J]. *复合材料学报*, 2012(3): 191-196.  
JIAO Weicheng, WANG Rongguo, LIU Wenbo, et al. Measurement of slippage coefficient between fiber and mandrel surface for non-geodesic filament winding[J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2012(3): 191-196(in Chinese).
- [4] MARTIN C J, SEFERIS J C, WILHELM M A. Frictional resistance of thermoset prepreps and its influence on honeycomb composite processing[J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 1996, 27(10): 943-951.
- [5] ÅKERMO M, LARBERG Y R, SJÖLANDER J, et al. Influence of interply friction on the forming of stacked UD prepreg[C]. The International Conference on Composite Materials. Palais Des Congrès, Montréal: Concordia University, 2013: 919-928.
- [6] BENDEMRA H, COMPSTON P, CROTHERS P J. Optimisation study of tapered scarf and stepped-lap joints in composite repair patches[J]. *Composite Structures*, 2015, 130: 1-8.
- [7] LIU S, SINKE J, DRANSFELD C. An inter-ply friction model for thermoset based fibre metal laminate in a hot-pressing process[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2021, 227: 109400.
- [8] DUTTA A, HAGNELL M K, ÅKERMO M. Interply friction between unidirectional carbon/epoxy prepreg plies: Influence of fibre orientation[J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2023, 166: 107375.
- [9] LARBERG Y R, ÅKERMO M. On the interply friction of different generations of carbon/epoxy prepreg systems[J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2011, 42(9): 1067-1074.
- [10] HALLANDER P, ÅKERMO M, MATTEI C, et al. An experimental study of mechanisms behind wrinkle development during forming of composite laminates[J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2013, 50: 54-64.
- [11] SOSE A T, JOSHI S Y, KUNCHE L K, et al. A review of recent advances and applications of machine learning in tri-

bology[J]. *Physical Chemistry Chemical Physics*, 2023, 25(6): 4408-4443.

[12] PATURI U M R, PALAKURTHY S T, REDDY N S. The role of machine learning in tribology: A systematic review[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2023, 30: 1345-1397.

[13] BAŞ H, KARABACAK Y E. Triboinformatic modeling of the friction force and friction coefficient in a cam-follower contact using machine learning algorithms[J]. *Tribology International*, 2023, 181: 108336.

[14] WU B, QIN D, HU J, et al. Experimental data mining research on factors influencing friction coefficient of wet clutch[J]. *Journal of Tribology*, 2021, 143(12): 121802.

[15] WANG Q, WANG X, ZHANG X, et al. Tribological properties study and prediction of PTFE composites based on experiments and machine learning[J]. *Tribology International*, 2023, 188: 108815.

[16] EGALA R, JAGADEESH G V, SETTI S G. Experimental investigation and prediction of tribological behavior of unidirectional short castor oil fiber reinforced epoxy composites[J]. *Friction*, 2021, 9: 250-272.

[17] NIRMAL U. Prediction of friction coefficient of treated betelnut fibre reinforced polyester (T-BFRP) composite using artificial neural networks[J]. *Tribology International*, 2010, 43(8): 1417-1429.

[18] American Society for Testing and Materials. Standard test method for static and kinetic coefficients of friction of plastic film and sheeting: ASTM D1894[S]. West Conshohocken: American Society for Testing and Materials Standard International, 1998.

[19] ZHANG W, ZHOU H, HUANG B, et al. Characterization of tool-ply friction behavior for treated jute/PLA biocomposite prepreps in thermoforming[J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2024, 177: 107875.

[20] RASHIDI A, MONTAZERIAN H, YESILCIMEN K, et al. Experimental characterization of the inter-ply shear behavior of dry and prepreg woven fabrics: Significance of mixed lubrication mode during thermoset composites processing[J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2020, 129: 105725.

[21] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用: 麻雀搜索算法 [D]. 上海: 东华大学, 2021.

XUE Jiankai. Research and application of a novel swarm intelligence optimization technique: Sparrow search algorithm[D]. Shanghai: Donghua University, 2021(in Chinese).