基于神经网络遗传算法的 CFRP 拉挤工艺优化

陈幸开 谢怀勤

(哈尔滨工业大学 材料科学与工程学院，哈尔滨 150001)

摘 要：根据固化动力学和传热学理论，建立了碳纤维增强聚合物基复合材料(CFRP，Carbon Fiber Reinforced Polymer)拉挤成型非稳态温度场与固化动力学数学模型. 采用有限元与有限差分相结合的方法，结合 ANSYS 求解耦合场的间接耦合法，对 CFRP 拉挤过程非稳态温度场和固化度进行数值模拟. 使用特殊设计制作的铝毛细管封装的布拉格光栅光纤(FBG，Fiber Bragg Gratings)传感器，对温度场进行实时检测；并采用索氏萃取实验测定 CFRP 制品固化度. 模拟与实验结果基本吻合. 以数值模拟结果为样本建立反向传播神经网络，训练得到固化炉温度与 CFRP 固化度之间的非线性相关关系. 采用神经网络与遗传算法相结合的方法，优化得出拉挤固化炉三段最佳温度值，结果表明神经网络结合遗传算法优化拉挤工艺参数快捷有效.

关 键 词：碳纤维增强聚合物基复合材料；拉挤；数值模拟；布拉格光栅光纤；神经网络；遗传算法；优化

中图分类号：TB 332

文献标识码：A **文 章 编 号**：1001-5965(2009)10-1263-05

Optimization for CFRP pultrusion process based on genetic algorithm-neural network

Chen Xingkai Xie Huaiqin

(School of Materials Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: According to the curing kinetics and heat transfer theory, the models of unsteady temperature field and resin curing for the pultrusion process of carbon fiber reinforced polymer (CFRP) were established. The finite element/finite different method associated with the indirect decoupling method based on ANSYS to simulate the temperature and degree of cure for CFRP pultrusion. The fiber Bragg gratings (FBG) sensor, encapsulated in an aluminum capillary, was utilized to real time monitor the temperature during pultrusion; and the final degree of cure was measured by Sorbitic extraction. The results show that the numerical model is reliable and correct. With the simulative results, the neural network was trained and predicted the degree of cure effectively. On the basis of the trained network, the genetic algorithm was used to optimize the temperature of die. It shows that the optimization method is effective and convenient.

Key words: carbon fiber reinforced polymer; pultrusion; simulation; fiber Bragg gratings; neural network; genetic algorithm; optimization

碳纤维增强聚合物基复合材料(CFRP，Carbon Fiber Reinforced Polymer)拉挤成型工艺是将连续碳纤维经树脂浸渍后，通过具有特定截面形状的模具和固化炉连续固化成型，最后截断成定长制品. 制品纵向比强度比模量高，在航空航天、建筑、桥梁、石化、体育等方面得到了广泛应

收稿日期：2008-08-10

基金项目：黑龙江省自然科学基金资助项目(E01-10)

作者简介：陈幸开(1979—)，男，广东深圳人，博士生，chenxingkai@126.com.

用.拉挤工艺的增长率近十年来一直位于国内外纤维增强聚合物基复合材料各种成型工艺前列[1-3].然而,由于拉挤工艺参数(加热温度、牵引速度等)根据经验或"试凑性实验"确定,实验周期长,耗资费力,且科学性不足,迫切需要寻找更快捷有效的方法来确定拉挤工艺参数,这对提高产品质量降低能耗具有重大意义.本文采用神经网络结合遗传算法对拉挤工艺参数进行优化[4-5].由于神经网络需要大量样本,仅依靠实验途径获取这些数据费时费力.数值模拟可有效模拟出材料在生产过程中各参量的变化情况,有助于了解生产工艺参数与产品性能之间的关系[6-7],因此可采用数值模拟方法收集神经网络所需要的样本数据.为了保证数值模拟的正确性,采用专门设计制作的铝毛细管封装的布拉格光栅光纤(FBG, Fiber Bragg Gratings)传感器与索氏萃取法分别测定了拉挤复合材料内部的温度与固化度,验证了数值模拟的正确性.根据数值模拟预测得到的结果作为样本数据训练神经网络,以训练后的网络作为拉挤工艺参数与拉挤产品固化度之间的复杂非线性关系,并用固化度作为约束条件,以拉挤模具3段加热区所消耗的功率为目标函数建立优化问题,结合遗传算法进行求解优化.

1 数学模型与实验验证

1.1 数学模型

CFRP在固化炉内的成型过程包括热传导和树脂固化反应2个过程.以圆柱形棒材为研究对象.根据傅里叶热传导定律和能量平衡原理,可以得到二维非稳态热传导平衡方程:

$$\rho c\left(\frac{\partial T}{\partial t}+u\frac{\partial T}{\partial z}\right)=\frac{1}{r}\frac{\partial}{\partial r}\left(k_r\frac{\partial T}{\partial r}\right)+\frac{\partial}{\partial z}\left(k_z\frac{\partial T}{\partial z}\right)+q \tag{1}$$

式中,k_r 和 k_z 分别为复合材料径向和轴向导热系数;q 为内热源;ρ 为复合材料的密度;c 为复合材料的热容;u 为拉挤速度.ρ,c,k_r,k_z 根据混合定律[8]计算得出(表1).

表1 材料的物性参数

材料	ρ/(kg·m^{-3})	c/(J·kg^{-1}·K^{-1})	k/(W·m^{-1}·K^{-1})	体积分数/%
环氧树脂	1260	1250	$k=0.21$	40
碳纤维	1790	710	$k_L=66.0$ $k_T=11.66$	60
CFRP	1578	926	$k_z=39.6$ $k_r=0.79$	

注:k_L 和 k_T 分别为碳纤维的轴向和径向热传导系数.

根据方程(1),在求解温度场时要求内热源已知,而内热源的量值又取决于树脂的固化反应速率.若树脂的化学反应速率为 $d\alpha/dt$(α 为树脂固化复,t 为固化反应时间),总的化学反应放热量为 H_u,树脂的体积分数为 V_m,则内热源为

$$q=\rho H_u V_m\frac{d\alpha}{dt} \tag{2}$$

实验采用环氧树脂,可用经验动力学模型研究树脂固化动力学[9],固化反应动力学方程可表示为

$$\frac{d\alpha}{dt}=A\exp\left(-\frac{E_0}{RT}\right)\alpha^m(1-\alpha)^n \tag{3}$$

式中,R 为普适气体常数,8.314 J/(mol·K);A,E_0,n,m 为与树脂有关的常数,由示差扫描量热(DSC)实验确定(表2).

表2 环氧树脂(E51)固化反应动力学参数值

参数	A/s^{-1}	E_0/kJ	n	m
数值	3.039×10^4	48.814	1.554	0.647

为求得以上方程组的唯一解,还需结合相应的初始条件和边界条件:

$$\left.\begin{aligned}T(z,r,0)&=T_0\\ \alpha_0(z,r,0)&=0\\ T(z,r_0)&=T_m\end{aligned}\right\} \tag{4}$$

式中,T_0 为初始温度;α_0 为初始固化度;T_m 为固化炉温度;r_0 为复合材料棒材的半径.

由方程(1)~(3)可知,在求解温度时需要固化度已知,在求解固化度时需要温度已知,因此温度与固化度是一种强耦合关系,不能直接求解.为了解决这种强耦合关系,根据ANSYS求解耦合场的间接耦合法,在空间上采用有限元法求解温度场,在时间上采用有限差分法求解固化度.根据原材料性能参数(表1、表2),对整个拉挤工艺过程中固化炉内复合材料固化度进行数值模拟.计算得到不同拉挤速度下固化炉内CFRP内部温度与固化度曲线(图1).

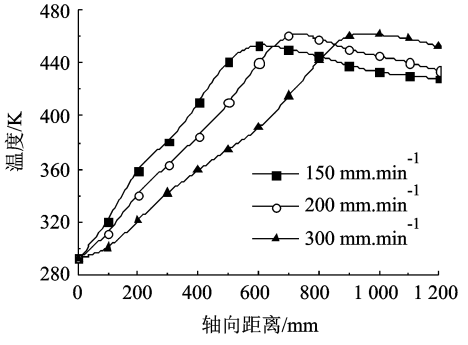
1.2 实验验证

为验证数值模拟的准确性,分别使用FBG和索氏萃取法测量拉挤过程中的温度变化和固化度,从两方面进行验证.

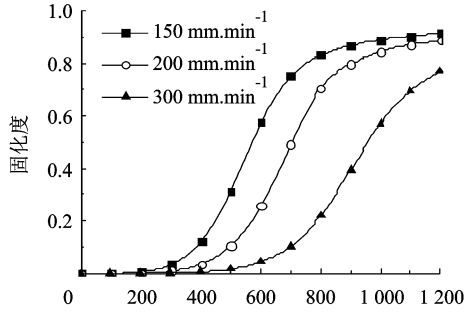
由于FBG传感器与CFRP相容性、灵敏性与可靠性俱佳[10].采用FBG实时监测拉挤过程CFRP内部温度变化情况.而FBG具有应变和温度交敏性,因此使用FBG测量温度时必须排除外界应变对其影响[11-12].采用专门设计制作的金属毛细管封装FBG,屏蔽了拉挤过程荷载效应应变对FBG的影响.

实验采用的拉挤模具为中空圆柱形,内径为20 mm,长度为1200 mm.环境温度为293 K,固化炉3段温度 T_1-T_2-T_3 设置为413-448-443 K,拉

挤速度为 200 mm/min. 为了得到整个拉挤过程中 CFRP 棒中心温度变化情况,把封装好的 FBG 光纤置入 CFRP 中心位置,随材料一同进入固化炉进行实时检测,如图 2 所示.



a　温度曲线



b　固化度曲线

图 1　计算机模拟不同拉挤速度下 CFRP 中心温度与固化度曲线

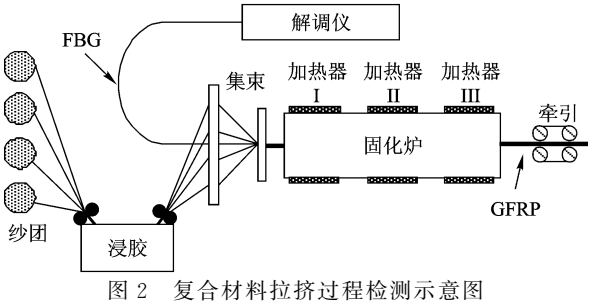


图 2　复合材料拉挤过程检测示意图

通过光栅解调仪,读取 CFRP 中心处光栅中心波长在整个拉挤过程中的变化情况,换算得 CFRP 棒在拉挤全过程中心温度变化曲线(图 3),CFRP 拉挤工艺过程非稳态温度场数值模拟结果与实测值基本吻合.

另外,采用文献[13－14]的数据进行模拟,得到的模拟结果与文献结果进行比较,如图 4 所示,温度曲线基本吻合.

根据国家标准 GB2576-89,采用索氏萃取法测定 CFRP 拉挤制品的固化度. 采用 3 组固化炉温度进行拉挤实验,得到的制品立刻采用索氏萃取法测定固化度,固化度实测值与数值模拟值基本吻合(表 3).

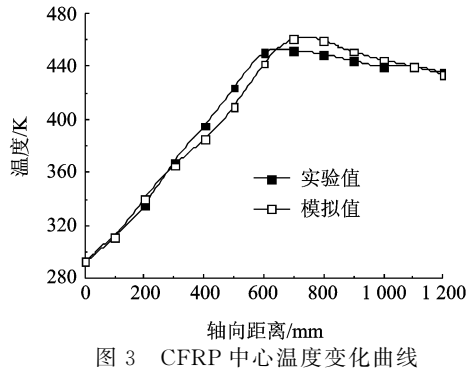


图 3　CFRP 中心温度变化曲线

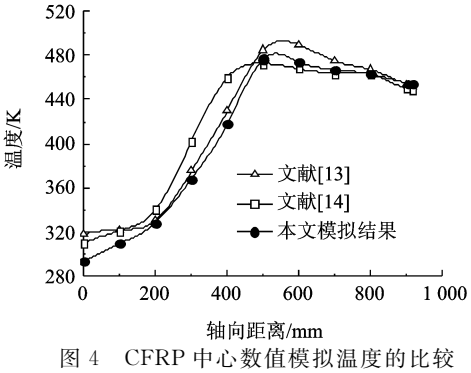


图 4　CFRP 中心数值模拟温度的比较

表 3　模拟与实测固化度比较

T_1-T_2-T_3/K	α	
	模拟值	实测值
403-438-433	0.87	0.88
413-433-433	0.86	0.88
398-423-423	0.78	0.79

2　神经网络预测固化度

本文采用反向传播(BP)算法,建立了只含有一个隐层的三层神经网络,其拓扑结构为 3-7-2. 其中 3 个输入量为固化炉的 3 段温度 T_1,T_2,T_3,2 个输出为中心固化度 α_c 和中心与最外层固化度之差($\alpha_c-\alpha_w$),隐层含有 7 个神经元. 隐层神经元传递函数为 Sigmoid 型函数 Tansig,输出层神经元传递函数为线性函数,训练采用 Levenberg-Marquardt 反向传播算法,性能函数为均方差函数,均方误差为 10^{-6},训练次数设为 500 次. 利用训练集(25 组数据)对网络进行训练,其训练过程如图 5 所示,经过 171 次训练之后,网络误差小于 10^{-6}. 采用检验样本(3 组)对神经网络进行检验,CFRP 中心固化度神经网络预测值与数学模型模拟值(实验证明可靠)进行比较(表 4),其误差均在 1 %以内. 可认为该神经网络是稳定可靠的,从而得到了固化炉 3 段温度与 CFRP 固化度可计算

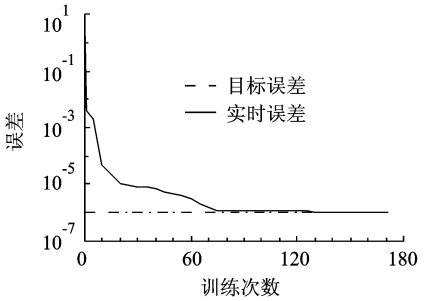


图5 神经网络训练过程

的相关关系.

表4 神经网络预测、数学模型模拟固化炉温度与固化度

样本	T_1-T_2-T_3/K	α_c		相对误差/%
		数学模型	神经网络	
1	408-448-423	0.8937	0.8965	0.3
2	393-423-413	0.7409	0.7362	0.6
3	383-433-423	0.8156	0.8156	0.0

3 遗传算法节能优化

对CFRP拉挤工艺优化的目的是在保证产品质量的前提下,尽可能的降低能耗,因此需要建立一个带约束的单目标优化.将CFRP出模具时的固化度作为产品质量指标($\alpha_c \geqslant 0.9$,$\alpha_c - \alpha_w \leqslant 0.035$).而固化炉所消耗的功率主要由固化炉的3段温度值(T_1-T_2-T_3)决定的,固化炉3段的温度范围根据DSC实验树脂放热曲线确定.因此可以建立如下单目标优化问题:

$$\min \quad f(x) = \frac{cm[(T_1 - T_0) + (T_2 - T_0) + (T_3 - T_0)]}{\eta t} \tag{5}$$

s.t.

$$\left.\begin{aligned} &\alpha_c \geqslant 0.9 \\ &\alpha_c - \alpha_w \leqslant 0.035 \\ &383 \leqslant T_1 \leqslant 423 \\ &413 \leqslant T_2 \leqslant 458 \\ &413 \leqslant T_3 \leqslant 458 \end{aligned}\right\} \tag{6}$$

式中,c为固化炉比热;m为固化炉质量;t为成型时间;T_0为环境温度;η为热效率.实验采用的固化炉为中空圆柱,其比热为486 J/(kg·K),质量为15.5 kg.

遗传算法优化按以下步骤进行:

1) 产生初始种群.采用实数编码方法,直接采用变量进行运算.设定种群的规模为20,每个个体含有3个染色体:$x_i = \{T_1^i, T_2^i, T_3^i\}$,$i = 1, 2, \cdots, 20$.

2) 计算适应度.遗传算法不能直接处理带约束的优化问题,本文采用惩罚函数法将约束优化问题转化为无约束优化问题,构造如下目标函数:

$$F(x) = f(x) + P(x) \tag{7}$$

其中,$f(x)$为原始目标函数,即消耗的功率;$P(x)$为惩罚项,可由式(8)计算得到:

$$P(x) = r_1 \mid \min\{0, (\alpha_c - 0.9)\} \mid + r_2 \mid \min\{0, (0.035 - \alpha_c + \alpha_w)\} \mid \tag{8}$$

式中,r_1和r_2分别为方程组(6)中第1项不等式和第2项不等式所对应得惩罚因子系数.结合神经网络计算固化度,按照方程(7)计算个体的适应度,并按照适应度大小对个体进行排序.

3) 选择、交叉与变异.从排序后的种群中选取前4个个体作为下一代的个体,保证下一代具有最优个体,保持进化稳定性.从父代中随机抽取2个满足约束条件(方程组(6))的个体进行交叉繁殖生成子代个体.由于使用了实数编码,可采用算术交叉算子进行交叉运算.设从父代中选取个体$x_i = \{T_1^i, T_2^i, T_3^i\}$和$x_j = \{T_1^j, T_2^j, T_3^j\}$进行交叉繁殖,$T_k (k = 1, 2, 3)$为交叉点.则交叉后生成的子代个体为:$x_i^* = \{T_1^i, Z_k^i, T_3^i\}$和$x_j^* = \{T_1^j, Z_k^j, T_3^j\}$,其中,$Z_k^i = aT_k^i + (1-a)T_k^j$;$Z_k^j = (1-a)T_k^i + aT_k^j$;$a \in [0, 1]$.每代个体中交叉繁殖8次,共生成16个子代个体.另外,为了使遗传算法具有局部的随机搜索功能,同时保持种群的多样性,需要对新生子代个体进行变异操作.种群所有染色体以概率$P = b/60$进行变异.由于采用了实数编码,对染色体进行变异可用随机生成的模具温度范围内的温度取代原温度.遗传算法优化计算流程如图6所示,其优化过程如图7所示.

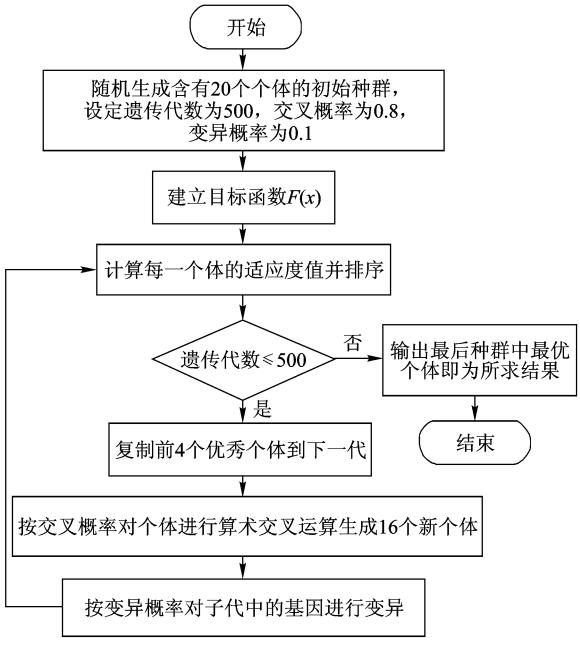


图6 遗传算法流程图

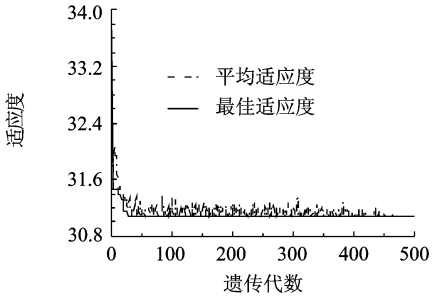


图 7　遗传算法优化过程

经过 500 代繁殖之后，退出遗传算法，得到的最优固化炉温度为[388-446-440 K]，同时满足限制条件（$\alpha_c = 0.900\,1 > 0.9$，$\alpha_c - \alpha_w = 0.022\,5 < 0.035$）. 从图 7 可以看出，经过 500 代的遗传繁殖，适应度函数的最佳适应度已不再发生变化，可认为 500 代时的最优值为固化炉温度优化问题所求的最优值. 经索氏萃取实验，CFRP 固化度为 0.91，达到要求. 优化后功耗由方程(5)计算得为 31.0 kW，与优化前(3 段温度为 413-448-443 K)的功耗(33.4 kW)相比，能耗降低了 7.2%.

4　结　论

1) 建立了 CFRP 拉挤过程非稳态导热和固化数学模型，通过 ANSYS 模拟计算得到拉挤过程中 CFRP 内部温度与固化度变化情况. 采用特殊设计制造的 FBG 传感器，屏蔽荷载效应应变影响，准确测得拉挤过程的实时温度；并采用索氏萃取实验测得固化度. 数值模拟与实验结果基本吻合.

2) 根据得到实验验证的数值模拟数据，建立 BP 神经网络，得到固化炉 3 段温度与 CFRP 固化度之间的非线性相关关系. 采用神经网络与遗传算法相结合的方法优化拉挤工艺固化炉 3 段温度. 实验表明，优化后节能效果显著.

参考文献（References）

[1] Jacob A. Globalisation of the pultrusion industry[J]. Reinforced Plastics, 2006, 50(5): 38－41

[2] Martin J. Pultruded composites compete with traditional construction materials[J]. Reinforced Plastics, 2006, 50(5): 20－27

[3] Stewart R. Pultrusion industry grows steadily in US[J]. Reinforced Plastics, 2002, 46(6): 36－39

[4] 刘红梅，王少萍，欧阳平超. 基于 GRNN 网络和遗传算法的旋翼动平衡调整[J]. 北京航空航天大学学报，2008，34(5)：507－511
Liu Hongmei, Wang Shaoping, Ouyang Pingchao. Helicopter rotor smoothing based on GRNN neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008, 34(5): 507－511(in Chinese)

[5] Kurtaran H, Ozcelik B, Erzurumlu T. Warpage optimization of a bus ceiling lamp base using neural network model and genetic algorithm[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2005, 169(2): 314－319

[6] 汪苏，陈佳，李建明. 复杂陶瓷件烧结过程温度场数值模拟及仿真[J]. 北京航空航天大学学报，2004，30(8)：787－790
Wang Su, Chen Jia, Li Jianming. Study on the simulation of the temperature field of sintering complex ceramics parts [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2004, 30(8): 787－790(in Chinese)

[7] 李艳霞，张佐光，李敏，等. 复合材料等厚层板热压成型中树脂流动过程数值模拟[J]. 复合材料学报，2008，25(2)：47－50
Li Yanxia, Zhang Zuoguang, Li Min, et al. Numerical simulation on resin flow of laminated composites in hot pressing process[J]. Acta Materiae Composite Sinica, 2008, 25(2): 47－50(in Chinese)

[8] 沃丁柱，李顺林，王兴业，等. 复合材料大全[M]. 北京：化学工业出版社，2000：161
Wo Dingzhu, Li Shunlin, Wang Xingye, et al. Cyclopedia of composite materials[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2000: 161(in Chinese)

[9] 张银生，冀克俭，刘元俊，等. 用差示扫描量热法研究环氧树脂的固化特性[J]. 工程塑料应用，1997，25(6)：22－24
Zhang Yinsheng, Ji Kejian, Liu Yuanjun, et al. Study on curing kinetics of epoxy resin using differential scanning calorimetry[J]. Engineering Plastics Application, 1997, 25(6): 22－24(in Chinese)

[10] 谢怀勤，卢少微，王武娟. 埋入 CFRP 的 FBG 光纤传感器界面传递特性实验研究[J]. 材料科学与工艺，2006，14(6)：605－607
Xie Huaiqin, Lu Shaowei, Wang Wujuan. Experomental study on interface-transferring properties of FBG embedded on CFRP[J]. Materials Science & Technology, 2006, 14(6): 605－607(in Chinese)

[11] Liu Lihui, Zhang Hao. Temperature-independent FBG pressure sensor with high sensitivity[J]. Optical Fiber Technology, 2007, 13(1): 78－80

[12] Zhao Yong, Yu Chengbo, Liao Yanbiao. Differential FBG sensor for temperature-compensated high-pressure (or displacement) measurement[J]. Optics & Laser Technology, 2004, 36(1): 39－42

[13] Suratno B R, Ye L, Mai Y W. Simulation of temperature and curing profiles in pultruded composite rods[J]. Composites Science and Technology, 1998, 58: 191－197

[14] Liu Xiaolin, Grouch I G, Lam Y C. Simulation of heat transfer and cure in pultrusion with a general-purpose finite element package[J]. Composites Science and Technology, 2000, 60: 857－864

（编　辑：文丽芳）