

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2015.03.003

基于BP神经网络的淀粉/EVA复合发泡材料 流变性能预测模型及应用

张礼, 曾广胜, 孙刚, 黄鹤

(湖南工业大学 包装新材料与技术中国包装总公司重点实验室, 先进包装材料与技术
湖南省普通高校重点实验室, 湖南 株洲 412007)

摘要: 以聚乙烯醋酸乙烯酯(EVA)添加质量分数、甘油添加质量分数、 NaHCO_3 添加质量分数为3个输入量, 以淀粉/EVA复合发泡材料熔体的黏度值为输出量, 建立了3层BP(back propagation)神经网络模型, 并通过毛细管流变仪对复合发泡材料的熔体黏度进行测试, 将其正交试验结果作为样本进行训练。研究表明, 该BP神经网络模型能较为准确地预测复合发泡材料的流变性能; 同时发现, 随着EVA添加质量分数的增加, 复合发泡材料的熔体黏度增加; 而随着甘油添加质量分数的增加和 NaHCO_3 添加质量分数的增加, 所得复合发泡材料的熔体黏度均下降。

关键词: BP神经网络; 发泡; 熔体黏度; 聚乙烯醋酸乙烯酯; 流变性能

中图分类号: TB332; TP391.72 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-7100(2015)03-0014-06

Prediction Model and Application of Starch/EVA Composite Foaming Material Rheological Property Based on BP Neural Network

Zhang Li, Zeng Guangsheng, Sun Gang, Huang He

(Key Laboratory of New Materials and Technology for Packaging of China National Packaging Corporation,
Key Laboratory of Advanced Materials and Technology for Packaging of Hunan Universities,
Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: Using the mass ratio of ethylene-vinyl acetate to EVA, glycerol content and NaHCO_3 content as the input parameters, the viscosity as the output parameters, a 3-layer BP (back propagation) neural network was established. The melt viscosity of composite foaming material was tested by capillary rheometer, while the results were taken as samples to forecast the properties of starch foaming materials. The results showed that the BP neural network could predict the properties with fairly good accuracy. Meanwhile, the viscosity of foaming material increased with the increase of EVA content, the viscosity of foaming material decreased with the increase of glycerol content and NaHCO_3 content.

Key words: back propagation neural network; foaming; melt viscosity; ethylene-vinyl acetate copolymer (EVA); rheological property

收稿日期: 2015-03-02

基金项目: 国家科技支撑计划基金资助项目(2014BAD02B06), 国家自然科学基金资助项目(61174100), 湖南省自然科学基金杰出青年基金资助项目(13JJ1024), 湖南省科技计划基金资助项目(2010JT4039)

作者简介: 张礼(1987-), 男, 重庆铜梁人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为流变学及高聚物加工工程,

E-mail: zhangli_mail@126.com

1 背景知识

淀粉不仅来源丰富、价格便宜,而且可以在微生物的作用下分解为葡萄糖,最终代谢为水和二氧化碳,不会对环境造成危害,因而是取之不尽的可再生资源^[1]。选用淀粉制备的发泡材料,既可以有效抑制废弃的塑料泡沫材料对环境造成的污染,又能节省宝贵的石油资源,对缓解全球性的环境、资源危机具有重要的意义^[2-3]。已有淀粉复合发泡材料方面的研究,主要集中在对材料的性能研究及其相应的加工方法方面,而对于淀粉发泡材料的加工流变行为,尤其是关于其熔体黏度影响因子方面的研究相对较少,缺乏系统的研究。且在已有研究中,研究者们常通过大量实验来获取各影响因子对材料流变行为的影响,工作量大而繁琐。若能通过建立相关的数学模型对材料的性能进行准确预测,则可以在一定范围内减少实验工作量。

BP神经网络(back propagation neural network),是指基于误差反向传播算法的多层前向神经网络,它通过将一组样本的输入和输出变成一个非线性优化问题,并且使用最优化、最普遍的梯度下降算法,通过迭代运算求解,加入隐节点,从而使得优化问题的可调参数增加,最终逼近精确解。在数值预算方面,BP网络模型不需预先确定样本数据数学模型,仅通过学习样本数据即可以进行精确预测^[4]。目前,在利用神经网络预测材料性能方面,已有少量研究,如刘守纪等人针对影响高密度聚乙烯(high density polyethylene, HDPE)流变性能各因素之间的非线性关系建立了一个优化后的BP网络,并用训练合格后的人工神经网络对HDPE在不同温度或不同剪切速率下的流变性能(剪切应力)进行了预测^[5];再如,S. Malinov等人利用BP神经网络建立了不同合金工艺性能间的关系模型^[6]。

本研究拟在已有相关研究的基础之上,对淀粉/聚乙烯醋酸乙烯酯(ethylene-vinyl acetate copolymer, EVA)复合发泡材料的流变性能进行检测,并且采用L16(4⁵)正交试验,进行EVA的添加质量分数、甘油的添加质量分数、NaHCO₃的添加质量分数3个变量对复合材料熔体黏度的影响试验,建立16个神经网络学习样本数据,并且基于这些样本,建立BP神经网络模型,然后对利用该神经网络模型所得的预测结果与试验结果进行对比分析,以模型的预测能力验证了所提出模型的有效性。以便为指导淀粉/聚乙烯醋酸乙烯酯复合发泡材料的生产加工,提高工作效率等提供一定的理论参考依据。

2 复合发泡材料的制备与测试

2.1 复合发泡材料的制备

1) 主要实验原料

普通的玉米淀粉,工业级,由燕华淀粉有限公司生产;EVA,工业级,由美国杜邦公司生产;甘油,分析纯,由湖南汇虹试剂有限公司生产;碳酸氢钠NaHCO₃,工业级,由佛山市广正化工有限公司生产。

2) 主要实验设备

电热恒温鼓风干燥箱,101-4-S型,由上海跃进医疗器械厂生产;同向双螺杆配混挤出机,CTE-35型,由科倍隆科亚(南京)机械有限公司生产;塑料粉碎机,LDF-100型,由余姚绿岛塑机设备有限公司生产;Rosand双料筒毛细管流变仪,由BOHLININSTRUMENTS公司生产。

3) 实验步骤

1) 将制备淀粉/EVA复合材料所需要的各原料按照一定的比例混合,并且在电热恒温鼓风干燥箱中进行干燥处理24 h;

2) 将干燥后的混合物加入高速共混机中,在不加热的条件下共混处理20 min,随后取出,静置12 h,以使各原材料充分混合均匀;

3) 将混匀后的材料加入双螺杆挤出机中进行熔融处理并挤出发泡。挤出发泡实验中,由于所选用发泡剂NaHCO₃的分解温度为110~140℃,故将挤出机模头温度设置为140℃,1~9区的温度分别设置为100,110,120,130,130,140,140,140,130℃;螺杆转速设置为120 r/min。

2.2 毛细管流变测试

1) 用粉碎机将制备的复合发泡材料粉碎;

2) 取一定量的碎料加入毛细管流变仪中进行测试,并观察其压力曲线,当压力值基本稳定时,记录下实验数据点。

本实验研究中,剪切速率范围为50~2 000 s⁻¹,仪器的长径比为16:1,口模直径为1 mm,温度设定为140℃。通过实验,得出复合发泡材料在不同剪切速率下的黏度值。

3 正交试验设计与结果

神经网络的样本数据要求真实可靠,一般采用正交试验选择样本。正交试验是一种有效研究多因素试验的方法,它将各影响因素均匀分散到各试验水平中,试验因素的组合具有代表性,因而采用正交试验结果能建立高效可靠的神经网络^[7]。

本试验选用L16(4⁵)正交表安排试验,以EVA、

甘油和 NaHCO₃ 的添加质量分数各选用 4 水平进行正交试验，以材料熔体的黏度值作为研究目标，该黏度值为不同剪切速率下得出的 7 个黏度值的平均值，具体的淀粉/EVA 复合发泡材料正交试验 L₁₆(4⁵) 设计与结果见表 1。

表 1 淀粉/EVA 复合发泡材料正交试验 L₁₆(4⁵) 设计与结果

Table 1 Design of starch foaming material table L₁₆(4⁵) and experimental results

实验编号	添加质量分数 / %			熔体黏度 / (Pa·s)
	EVA	甘油	NaHCO ₃	
1	20	5	1	1 221
2	20	10	2	1 115
3	20	15	3	1 075
4	20	20	4	966
5	25	5	2	1 332
6	25	10	3	1 141
7	25	15	4	1 379
8	25	20	1	1 269
9	30	5	3	1 465
10	30	10	4	1 318
11	30	15	1	1 620
12	30	20	2	1 525
13	35	5	4	1 997
14	35	10	1	2 020
15	35	15	2	1 796
16	35	20	3	1 647

已有文献研究结果表明，使用变量分析中的方差分析 (analysis of variance, ANOVA)，可以计算出 EVA、甘油和 NaHCO₃ 的添加质量分数等 3 种原料影响因素对熔体黏度的影响次序^[8]。对表 1 所示试验结果进行直观分析，在 4 个水平下求出其平均值，具体的计算公式如式 (1) 所示：

$$y = \frac{1}{a} \sum_{i=1}^a b_i, \quad (1)$$

式中：y 为原料在某水平下的平均值；

a 为该水平下出现的次数；

b 为原料在此水平下的平均熔体黏度值。

由于各原料的最大平均值和最小平均值之差的计算出现极差，具体如表 2 所示。

表 2 极差分析表

Table 2 The xbar-r analysis table

工艺参数	EVA 添加量	glycerin 添加量	NaHCO ₃ 添加量
平均值 1	1 439	1 315	1 321
平均值 2	1 404	1 495	1 455
平均值 3	1 670	1 497	1 556
平均值 4	1 811	1 645	1 587
极差	407	330	266
排序	1	2	3

通过表 2 所示的极差大小，可得出各原料对熔体

黏度的影响：EVA 的添加质量分数的影响较大，甘油的添加质量分数的影响次之，NaHCO₃ 的添加质量分数的影响较小。总的来说，它们对材料熔体黏度都具有一定的影响，且影响程度相差不大。

4 BP 神经网络模型的建立及其预测能力分析

BP 神经网络的主要特点是信号前向传递，而误差反向传播。在信号前向传递的过程中，输入信号从输入层经过隐藏层逐层处理，直至输出层。每一层的神经元状态只影响下一层神经元状态。如果输出层得不到期望输出，则转入反向传播，根据预测误差调整网络权值和阈值 (偏置)，从而使 BP 神经网络预测输出不断逼近期望输出^[9-11]。

以淀粉/EVA 复合发泡材料的正交试验结果 (见表 1) 作为 BP 神经网络训练的样本，建立 BP 神经网络模型，如图 1 所示。模型的第 1 层为输入层，设置 EVA 的添加质量分数、甘油的添加质量分数、NaHCO₃ 的添加质量分数 3 个输入变量；第 3 层为输出层，以材料的熔体黏度为输出变量；在输入层与输出层之间为隐层神经元。输入层和隐层各含有 1 个附加的偏置神经元。

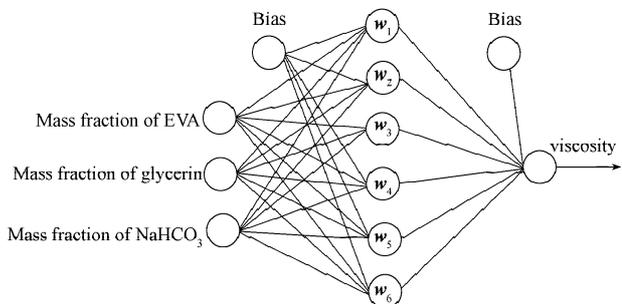


图 1 预测淀粉/EVA 复合发泡材料流变性能的 BP 神经网络模型

Fig. 1 Schematic view of the BP neural network for predicting the rheological properties of Starch/EVA composite foaming materials

神经网络模型建立后，其相对应的计算模型如图 2 所示。

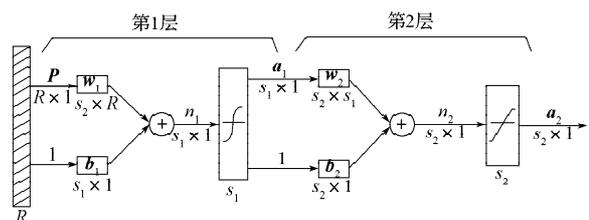


图 2 BP 神经网络计算模型

Fig. 2 BP network computation model

在 Matlab 环境下，w₁, w₂ 为连接系数矩阵，b₁,

b_2 为偏差矩阵, s_1, s_2 为各层传递函数, P 为输入矩阵, a_1, a_2 分别为隐层和输出层输出矩阵。隐层传递函数取正切S型(tansig)函数, 输出层为线性(purelin)函数, 则各层输出计算公式如下^[12]:

$$\text{隐层输出为 } a_1 = \text{tansig}(w_1 \times P + b_1),$$

$$\text{网络输出为 } a_2 = \text{purelin}(w_2 \times a_1 + b_2)。$$

建立BP神经网络之后, 为了检验所建立的神经网络预测能力, 另取16组实验所得数据输入该BP神经网络, 将实验值与预测值进行对比, 并对BP神经网络性能进行误差检验, 所得结果见表3。

表3 BP神经网络实验值与预测值及其误差值
Table 3 BP network actual output to the target output value and error value

实验编号	熔体黏度/(Pa·s)		误差/%
	实验值	预测值	
1	1 221	1 287	5.41
2	1 115	1 150	3.14
3	1 075	1 112	3.44
4	966	1 021	5.69
5	1 332	1 289	3.23
6	1 141	1 178	3.24
7	1 379	1 299	5.80
8	1 269	1 234	2.76
9	1 465	1 398	4.57
10	1 318	1 288	2.28
11	1 620	1 589	1.91
12	1 525	1 500	1.63
13	1 997	1 899	4.91
14	2 020	1 902	5.84
15	1 796	1 723	4.06
16	1 647	1 589	3.52

分析表3中的数据可知, BP神经网络性能测试的最小、最大误差分别为1.63%与5.84%, 大部分误差在0.05范围之内。这一结果表明, 网络性能较好, 能够进行较为准确的预测。将实验值与预测值数据进行汇总并做对比图, 所得结果见图3。

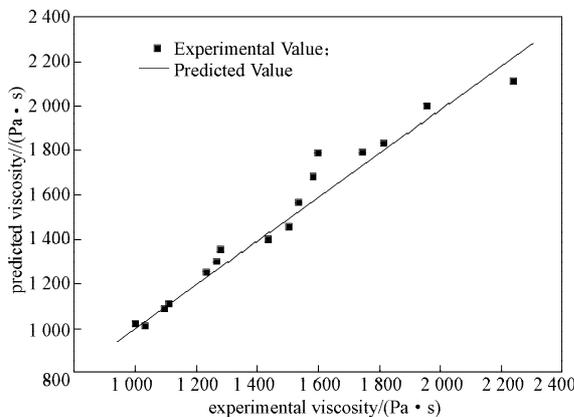


图3 实验值与BP神经网络预测值对比

Fig. 3 Experimental values vs. BP neural network predicted values

由图3直观显示可看出, 散点状的实验值围绕着预测值组成的斜线附近上下波动, 并且波动范围在允许的误差范围之内。这一结果说明, 所建立的BP神经网络模型对于淀粉/EVA复合发泡材料具有较好的网络预测能力。

5 实验结果与讨论

5.1 EVA含量对发泡材料黏度的影响

利用毛细管流变仪对淀粉/EVA复合发泡材料的熔体黏度进行测试, 选取在140℃下, 7个不同剪切速率时测试的熔体黏度, 将这7个值求平均数为定值, 绘制复合发泡材料不同的EVA添加质量分数与熔体黏度平均值之间的关系曲线, 并且将其与所建立的BP神经网络模型预测所得值进行对比, 所得结果如图4所示。

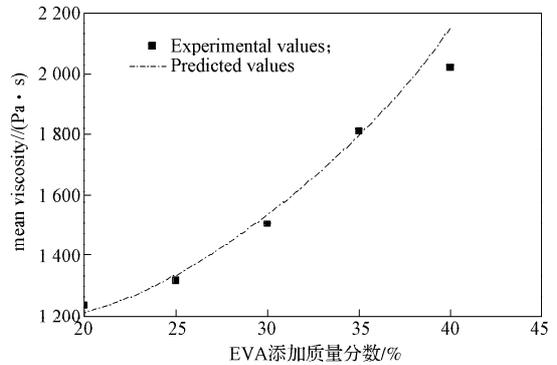


图4 EVA添加质量分数对复合发泡材料熔体黏度的影响

Fig. 4 The influence of EVA content on composites melt viscosity

由图4可以看出, 随着EVA添加质量分数的不断增加, 所得复合发泡材料的熔体黏度值也不断增加。这可能是由于EVA树脂本身即可以作为黏结剂, 当其含量增多时, 各组分之间发生相互缠结的程度相应加大, 分子之间的作用力增大, 从而增加了复合材料熔体的内摩擦力。且EVA的添加质量分数越高, 内摩擦阻力越大, 从而使得复合材料的剪切黏度越大。

从图4中还可以看出, 实验所得数据临近或通过已经建立的BP神经网络模型所得的预测值, 即实验值与测试值是比较接近的, 从而证明了所提出的模型是有效的。

5.2 甘油含量对发泡材料黏度的影响

流变理论认为, 在淀粉类复合发泡材料中, 由于增塑剂的添加, 会导致熔体强度降低, 因而在发泡过程中, 易使泡孔发生破裂合并现象, 造成制品表

面粗糙、发泡倍率低等缺陷。通过毛细管流变仪对淀粉/EVA复合发泡材料的熔体黏度进行测试,选取在140℃下,7个不同剪切速率时测试的黏度,将这7个值求平均数为定值,绘制复合发泡材料中不同的甘油添加质量分数与熔体黏度平均值之间的关系曲线,所得结果如图5所示。

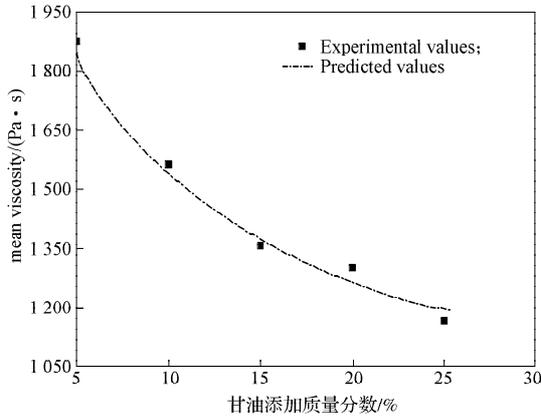


图5 甘油添加质量分数对复合发泡材料熔体黏度的影响

Fig. 5 The influence of glycerol content on composites melt viscosity

由图5可以看出,随着甘油添加质量分数的不断增加,所得复合发泡材料的熔体黏度值不断下降。这是由于淀粉是一种结晶型天然高分子聚合物,其分子链中存在着大量的羟基,因此形成分子间及分子内的大量氢键,分子间作用力大,导致单纯的淀粉没有熔融流动性,必须通过增塑剂对其进行塑化,以赋予材料熔融流动性。甘油为具有多羟基的小分子,其在剪切场和热场的双重作用下,能够渗透进淀粉分子链内部,破坏分子中原有的氢键;另一方面,甘油的添加加大了淀粉分子链之间的距离,使得分子链的运动自由体积增大,分子链的运动变得更为容易。由此可见,随着甘油添加质量分数的增加,淀粉分子链更容易运动,从而降低了复合材料的熔体剪切黏度。

从图5中还可以看出,实验所得数据临近或通过已经建立的BP神经网络模型所得的预测值,即实验值与测试值是比较接近的,也证明了所提出的模型是有效的。

5.3 NaHCO₃含量对发泡材料黏度的影响

利用毛细管流变仪,对淀粉/EVA复合发泡材料的熔体黏度进行测试,选取在140℃条件下,7个不同剪切速率时测试的黏度,将这7个值求平均数为定值,绘制复合发泡材料不同的NaHCO₃添加质量分数与熔体黏度平均值之间的关系曲线,所得结果如图6所示。

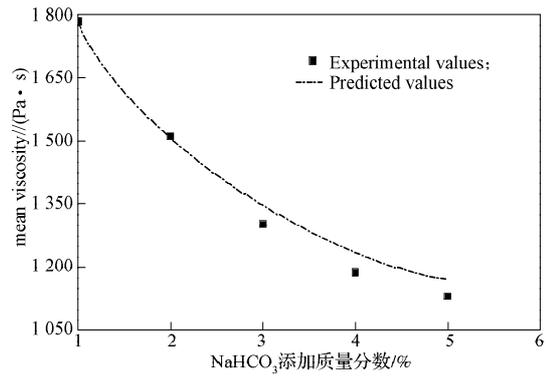


图6 NaHCO₃添加质量分数对复合发泡材料熔体黏度的影响

Fig. 6 The influence of NaHCO₃ content on composites melt viscosity

由图6可以看出,随着NaHCO₃添加质量分数的逐渐增加,熔体的黏度值不断下降。这是因为,当发泡剂达到分解温度时,NaHCO₃分解,产生CO₂气体,从而增加了熔体中的自由体积,分子链的运动空间增大,导致复合材料的熔体黏度降低;同时,气体在聚合物分子之间起到了隔离作用,可使分子间的相互作用力降低,熔体的黏度降低。因此,发泡剂为制备发泡淀粉/EVA复合材料提供了气泡向外膨胀的气体,且随着其添加质量分数的逐渐增加,产生的气体也逐渐增多,大大降低了复合材料的熔体黏度。

从图6中还可以看出,实验所得数据临近或通过已经建立的BP神经网络模型所得的预测值,即实验值与测试值是比较接近的,从而证明了所提出的模型是有效的。

6 结论

1) 所建立的BP神经网络模型能较为准确地预测淀粉/EVA复合发泡材料中EVA添加质量分数、甘油添加质量分数、NaHCO₃添加质量分数对其熔体黏度值的影响。

2) 总的来说,EVA的添加质量分数、甘油的添加质量分数、NaHCO₃的添加质量分数3因素都对淀粉/EVA复合发泡材料的熔体黏度具有一定的影响,但影响程度相差不大。相较而言,EVA的添加质量分数的影响较大,甘油的添加质量分数的影响次之,而NaHCO₃的添加质量分数的影响较小。

3) 随着EVA添加质量分数的逐渐增加,所制备的淀粉/EVA复合发泡材料的熔体黏度逐渐增加;而随着甘油添加质量分数和NaHCO₃添加质量分数的逐渐增加,所制备的淀粉/EVA复合发泡材料的熔体黏

度均逐渐下降。

以上研究结果对淀粉/EVA复合发泡材料的生产加工具有一定的指导意义。

参考文献:

- [1] 曾广胜,陈三梅.淀粉基生物质发泡材料发泡倍率的影响因素[J].包装学报,2014,6(2):1-5.
Zeng Guangsheng, Chen Sanmei. The Influencing Factors of the Expansion Ratio of Starch-Based Biomass Foaming Material[J]. Packaging Journal, 2014, 6(2): 1-5.
- [2] 孙刚,曾广胜,张礼.工艺参数对淀粉/EVA复合发泡材料挤出发泡的影响[J].包装学报,2014,6(1):40-43.
Sun Gang, Zeng Guangsheng, Zhang Li. Effects of Process Parameters on Extrusion Foaming of Starch/EVA Foam Composite Materials[J]. Packaging Journal, 2014, 6(1): 40-43.
- [3] 周江,佟金.淀粉泡沫材料研究进展及其在包装领域的应用[J].包装工程,2006,27(6):1-3,9.
Zhou Jiang, Tong Jin. Research and Development of Starch Based Foams and Their Applications in Packaging[J]. Packaging Engineering, 2006, 27(6): 1-3, 9.
- [4] 林新波,张质良,阮雪榆.利用BP神经网络预测材料温锻流动应力[J].上海交通大学学报,2002,36(4):459-462.
Lin Xinbo, Zhang Zhiliang, Ruan Xueyu. Prediction of Material Flow Stress in Warm Forging with BP Neural Network[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2002, 36(4): 459-462.
- [5] 刘守纪,马万珍,张晗.基于人工神经网络的HDPE流变性能预测与研究[J].塑料,2005,34(3):93-95,99.
Liu Shouji, Ma Wanzhen, Zhang Han. Prediction and Research of HDPE Rheological Properties Based on Artificial Neural Networks[J]. Plastics, 2005, 34(3): 93-95, 99.
- [6] 邱威扬,喻继文,陈云,等.全淀粉热塑性塑料的研制[J].塑料工业,1998,26(4):106-108.
Qiu Weiyang, Yu Jiwen, Chen Yun, et al. Development of All-Starch Thermoplastics[J]. China Plastics Industry, 1998, 26(4): 106-108.
- [7] 何晓凤,周红标.基于GA-BP的混凝土抗压强度预测研究[J].淮阴工学院学报,2011,20(3):21-25.
He Xiaofeng, Zhou Hongbiao. Prediction of Concrete Compressive Strength Based on GA-BP[J]. Journal of Huaiyin Institute of Technology, 2011, 20(3): 21-25.
- [8] 王利霞,张娜,申长雨,等.应用Taguchi实验设计法最小化注塑成型制品沉降斑[J].塑料工业,2004,32(4):26-28.
Wang Lixia, Zhang Na, Shen Changyu, et al. Minimization of Sink Mark of Plastics Injection Molded Part by Taguchi Method[J]. China Plastics Industry, 2004, 32(4): 26-28.
- [9] 曾广胜,林瑞珍,郑良杰.废纸板纤维/淀粉发泡复合材料加工流变特性及泡孔形态[J].复合材料学报,2013,30(5):107-112.
Zeng Guangsheng, Lin Ruizhen, Zheng Liangjie. Processing Rheological Property and Cell Morphology of Waste Paper Pulpstarch Foam Composites[J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2013, 30(5): 107-112.
- [10] 何涌,翁建兴.基于BP神经网络的信用担保产品风险评价体系构建与实证检验[J].湖南工业大学学报,2013,27(2):68-73.
He Yong, Weng Jianxing. Risk Assessment System of Credit Guarantee Products Based on BP Neural Network and Its Empirical Test[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2013, 27(2): 68-73.
- [11] 马晓光,瞿遂春,谭平.基于神经网络的开关磁阻电机的无位置检测[J].湖南工业大学学报,2009,23(6):42-45.
Ma Xiaoguang, Qu Suichun, Tan Ping. Sensorless Detection of Switched Reluctance Motor Based on BP Neural Network[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2009, 23(6): 42-45.
- [12] 郑生荣,辛勇,杨国泰,等.人工神经网络在注塑参数预测中的应用[J].塑料工业,2003,31(10):26-29.
Zheng Shengrong, Xin Yong, Yang Guotai, et al. Application of Artificial Neural Network in Prediction of Injection Parameters[J]. China Plastics Industry, 2003, 31(10): 26-29.

(责任编辑:廖友媛)