

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2014.05.010

基于木塑专用同向双螺杆挤出机螺杆预测的 神经网络模型及其应用

张 辉^{1,3,4}, 曾广胜^{2,3}, 陈 华⁴

(1. 湖南工业大学 机械工程学院, 湖南 株洲 412007; 2. 湖南工业大学 包装与材料工程学院, 湖南 株洲 412007; 3. 湖南工业大学 包装与印刷湖南省重点实验室, 湖南 株洲 412007; 4. 东莞市铭丰包装品制造有限公司, 广东 东莞 523039)

摘 要: 基于传统双螺杆挤出机设计理论和木塑复合材料性质, 建立了神经网络BP模型, 对木塑复合材料专用同向双螺杆挤出机螺杆直径和转速关系进行预测。首先, 以木塑复合材料的粘度、机头处压力、螺杆计量段温差和目标产量作为输入变量, 螺杆的直径和转速作为输出变量, 传统同向双螺杆挤出机设计理论作为动量方程, 建立神经网络BP模型。然后, 经过样本输入, 对模型进行数值拟合训练, 直到满足误差要求。最终, 利用模型对双螺杆直径、转速进行预测, 输出最佳结果。结果表明, 结合传统设计理论, 由材料性质和产量整合的样本输入建立的智能网络模型能较好地模拟实际生产时的螺杆运动的复杂情况。

关键词: 神经网络; BP模型; 木塑复合材料; 挤出机

中图分类号: TQ330.4+4

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2014)05-0050-05

Neural Network Model of WPC Twin-Screw Extruder Screw Forecast and Its Application

Zhang Hui^{1,3,4}, Zeng Guangsheng^{2,3}, Chen Hua⁴

(1. School of Mechanical Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China;

2. School of Packaging and Material Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China;

3. Hunan Provincial Key Laboratory of Packaging and Printing, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China; 4. Dongguan Ming Feng Packaging Manufacturing Co., Ltd., Dongguan Guangdong 523039, China)

Abstract: The BP neural network model is established based on the design theory of traditional twin-screw extrusion machine and the property of wood-plastic composite. The relationship of screw's diameter and rotating speed of twin-screw extruder special for wood-plastic composite material are predicted. Firstly, taking the viscosity of wood plastic composite material, the pressure of extruder's head, the temperature of screw's metering section and the target yield as input variables, the screw's diameter and rotating speed as output variables and the design theory of traditional double screw extrusion machine as the momentum equation, establishes the BP neural network model. Then, through the sample inputting, numerical fitting training of the model is conducted until the error requirement is met. Finally the model is applied to forecast the diameter and rotating speed of twin-crew, and the optimal result is output. The result shows that combining with traditional design theory, the intelligent network model established through material properties and yield integrated sample input can better simulate the complicate conditions of screw motion in practical production.

Keywords: neural network; BP model; WPC; extruder

收稿日期: 2014-03-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61174100)

作者简介: 张 辉(1988-), 男, 湖南湘潭人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为木塑复合材料成型加工设备的优化,

E-mail: zhanghui1251@163.com

0 引言

人工神经网络 (artificial neural networks) 是 20 世纪 80 年代中后期快速发展起来的一门新型前沿学科^[1-2]。它是通过模仿人类神经元结构, 采用多种简单的人工神经元, 按照一定的连接方式编制而成。人工神经网络具有强大的信息处理和计算能力, 是一种最常用的非数值计算方法。它已经渗透到社会生产的各个方面, 例如, 在信号处理、智能机器人、生物传感、智能识别、非线性优化等方面都得到了快速发展^[3]。人工神经网络在木塑复合材料加工领域的应用发展也非常迅速, 但是主要集中在对复合材料分子结构的微观探索^[4]、成型工艺^[5]、力学性能的预测^[6]、材料应用拓展^[7], 同时利用人工神经网络技术开发材料成型新设备的报道也很多, 但是专门针对木塑复合材料成型设备进行智能化设计应用还鲜有报道。本文将神经网络 BP 模型 (back-propagation network) 与木塑复合材料成型设备之一的同向双螺杆挤出机的优化设计相结合, 借助神经网络 BP 模型, 对挤出机螺杆的工艺参数进行预测, 以及对挤出机的结构智能选型, 这不仅减少了人工计算时间、实验成本, 同时对木塑复合材料成型成制品的制造具有较大的影响。

1 神经网络 BP 模型的建立

1.1 BP 模型各节点计算

神经网络 BP 模型是人工神经网络模型中常用的一种。它是借助非线性的可微分函数进行权值训练的多层前向型网络, 其在函数逼近、智能优化以及数据存储方面得到了较为广泛的应用^[8-9]。

神经网络 BP 模型常采用 3 层结构, 包括输入层、中间层 (隐层)、输出层^[9]。在网络中, 同层神经元之间无连接, 而上下层之间实现全连接^[10]。在 BP 模型运算过程中, 先给网络输入一组预先设定好的输入样本后, 网络模型各层神经元被激活, 样本数值从输入层经中间层 (隐层), 向输出层传播^[11]。在数值传播过程中, 当输出样本与目标样本相差较大时, 模型按照降低实际输出与目标输出之间的误差为准则, 数值将沿网络内部信号传输的反方向, 按照设定的数值方程逐层推算出每一层的相应偏差, 以此来调整各层神经元的连接权值以及各层神经元单元的阈值。这样经过一系列训练, 使实际输出与目标输出之间误差达到所要求的精度^[12]。具体 BP 模型结构如图 1^[13]所示。

图 1 中, 输入层有 n 个输入节点, 输入层节点的

输入等于传播到下一层的输出。中间层中有 q 个节点, v 是输入层与中间层的连接权值, Z 是中间层的阈值, w 是中间层与输出层的连接权值。输出层中有 m 个输出节点。算法采用神经网络梯度法调节网络权值。

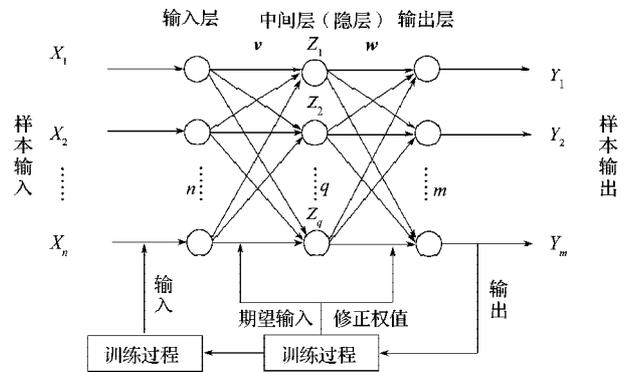


图 1 BP 模型拓扑结构图

Fig. 1 BP Model topology diagram

在任意输入样本对网络进行训练时, 中间层第 k 个神经元在输入样本 G 的作用下的输入为

$$N_k^G = \sum_{i=1}^n v_{ki} \theta_i^G - Z_k = \sum_{i=1}^n v_{ki} X_i^G - Z_k, \quad (1)$$

式中: v_{ki} 为输入层神经元与中间层第 k 个神经元之间的连接权值; X_i^G 为输入层第 i 个神经元的输入; θ_i^G 为输入样本 G 在 i 神经元处的输出; Z_k 为中间层第 k 个神经元的阈值。

隐层在 k 处神经元的输出为

$$w_k = f(N_k^G) \quad (2)$$

输出层第 j 个神经元的输入是来自中间层所有输出的总和。因此, 有

$$Y_j = \sum_{k=1}^q w_{jk} \theta_k^G - Z_j, \quad (3)$$

式中: Y_j 为输出层第 j 个神经元的总输入; w_{jk} 为中间层第 k 个神经元与输出层第 j 个神经元之间的连接权值。

1.2 BP 模型误差计算

g 组样本输出 Y_j^g ($0 < j \leq m$), 表示人工神经网络对样本输入 X_i^g ($0 < i \leq n$) 的响应, 假设 g 组样本的目标输出为 y_j^g ($0 < j \leq m$), 则第 g 组的输出误差为

$$e_g = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (y_j^g - Y_j^g)^2, \quad (4)$$

所以, 该 BP 网络的训练误差为

$$e = \frac{1}{g} \sum_{g=1}^g e_{g0} \quad (5)$$

式中: $e < 0.5$ 。

1.3 BP 模型权值和阈值修正

为使网络的实际输出同目标输出之间的误差最

小,即实现训练误差 e 最小化,需要网络根据逼近方程不断调节各神经元之间的连接权值 v_{ki} ($0 < k \leq q$), w_{jk} , 以及各神经元的阈值 Z_k 。

输入层神经元与中间层神经元之间的连接权值修正公式为

$$\Delta v_{ki} = -\varepsilon \frac{\partial e_G}{\partial v_{ki}} = -\varepsilon \frac{\partial e_G}{\partial N_k^G} \frac{\partial N_k^G}{\partial v_{ki}} = -\varepsilon \frac{\partial e_G}{\partial N_k^G} \theta_i^G. \quad (6)$$

中间层神经元与输出层神经元之间的连接权值修正公式为

$$\Delta w_{jk} = \varepsilon \frac{\partial e_G}{\partial N_k^G}. \quad (7)$$

式中: ε 为学习效率, $0 < \varepsilon < 1$ 。

为了改善和提高网络的各项性能,引入训练次数,则当 $t+1$ 次训练时,输出层、中间层权值修正公式为:

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \frac{1}{g} \sum_1^g \Delta w_{kj}(t+1); \quad (8)$$

$$v_{ik}(t+1) = v_{ik}(t) + \frac{1}{g} \sum_1^g \Delta v_{ik}(t+1). \quad (9)$$

所以,当 $t+1$ 次训练的输出层、中间层的阈值修正公式为:

$$Y_j(t+1) = Y_j(t) + \frac{1}{g} \sum_1^g \Delta_G Y_j; \quad (10)$$

$$Z_k(t+1) = Z_k(t) + \frac{1}{g} \sum_1^g \Delta_G Z_k. \quad (11)$$

因此,当 e 不满足要求的精度时,网络通过式(1)~(11),多次循环迭加运算,直到 e 满足精度要求。

BP模型执行步骤如图2所示。

具体步骤如下。

1) 初始化。用一个随机数值加入到网络的各层的阈值和权值上,作为网络的初值,对网络函数进行随机赋值,一般在 ± 0.5 左右。输入样本按照式(4)~(5)进行。

2) 样本输入。在已知 g 组个学习样本中,按照顺序加入到网络模型中。

3) 中间层、输出层神经元的输出计算。按照式(2)~(3),计算中间层和输出层的阈值,权值。

4) 实际输出与目标输出的误差计算。按照式(4)计算各层误差。

5) 误差的反向计算。模型按照原来的计算路线,逆向计算。同时判断以学习的次数是否达到要求次数。如果未达到,回到步骤2)。

6) 连接权值、阈值的修正。模型按照式(6)~(10)修正阈值和权值。

7) 学习结束。按照当前模型的全部计算出的各节点值的样本误差和总误差,如果所有对误差均满

足试验要求,则试验结束;否则进入步骤2),开始新一轮的循环计算。

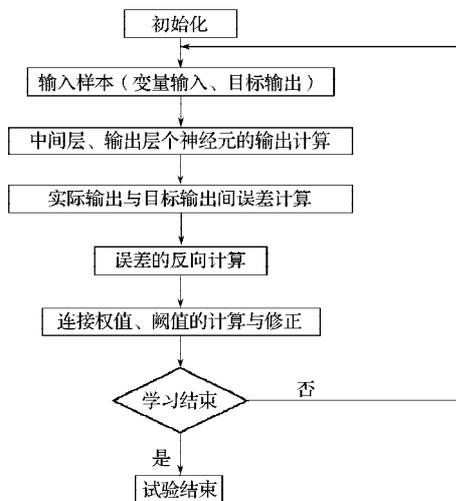


图2 BP模型执行步骤示意图

Fig. 2 BP model step diagram

2 BP模型试验

木塑复合材料挤出机螺杆优化预测BP模型的一个训练样本 (G) 数据结构是一个 $n+m$ 维的向量:

$G(X_1, X_2, \dots, X_n, Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$, 其中 n, m 均为自然数。为了提高训练速度以及预测的精确度,参照螺杆经验设计的方法,选择螺杆的材质为铬钢。在此处提供给模型的输入样本 X_i ($i=1, 2, \dots, n$), 以木塑复合材料粘度 η 、产量 Q 、物料温度与加热温度差 T 、机头处压力 p , 作为试验的4个输入因素; 输出样本 Y_j ($j=1, 2, \dots, m$), 以双螺杆挤出机螺杆的直径 D , 转速 N 作为目标输出。本模型包含的神经网络, 分别由4个神经元的输入层, 12个神经元的中间层, 2个神经元的输出层构成。

建立BP神经网络—木塑复合材料同向双螺杆挤出机参数计算方程如下:

$$Q = [\alpha N - (\beta + \gamma) p / \eta] \times 1.5; \quad (12)$$

$$\alpha = \frac{\pi^2 D^2 H^3 \sin \theta \cos \theta}{2}; \quad (13)$$

$$\beta = \frac{\pi^2 D^2 H^3 \sin \theta}{12L}; \quad (14)$$

$$\gamma = \frac{\pi^2 D^2 \sigma^3 \sin \theta}{10eL}; \quad (15)$$

$$\eta = \eta_0 (1 + \lambda^2 \gamma^2)^{(n-1)^2} \exp(-bT); \quad (16)$$

$$\gamma = \frac{P}{\eta}. \quad (17)$$

式(12)~(17)中: γ 为剪切速率, s^{-1} ; P 为压力, Pa; η 为黏度, $Pa \cdot s$; D 为螺杆直径, mm; T 为计量段温差, K; σ 为螺杆外径与料筒壁间隙, 大小为

0.1~2.5 mm; e 为螺棱宽度, 大小为 $(0.08\sim 0.12)D$; L/D 为螺杆长径比, 大小为 $18\sim 40$; L 为螺杆计量段长度, 大小为 $(0.1\sim 0.35)\cdot(L/D)\cdot D$; H 为计量段螺槽深度, 大小为 $(0.08\sim 0.12)D$; θ 为螺纹升角, 大小为 17.7° ; n 为粘度修正因子, 对于木塑材料, 大小为 0.2 ; b 为温度修正系数, 大小为 0.22 ; λ 为无量纲系数, 大小为 0.33 。

3 结果与讨论

3.1 BP 模型的网络训练

借助 Matlab 软件, 完成模型的编写, 输入边界限制条件, 输出产量、压力、计量段温差关于转速直径的关系图见图 3。图 3 模拟了木塑复合材料产量 Q 、螺杆转速 n 以及螺杆直径 D 三者之间的三维关系。

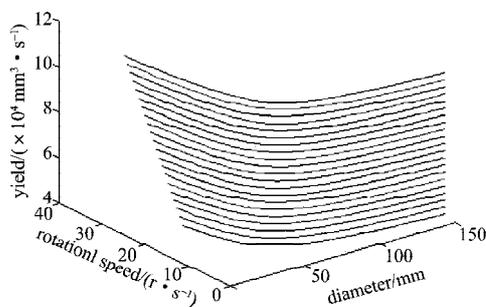


图 3 产量-转速-直径关系图

Fig. 3 Relationship diagram of yield-speed-diameter

从图 3 可以看出, 在木塑复合材料生产产量 Q 一定的情况下, 转速 n 和螺杆直径 D 是一种递减的关系; 在转速 n 一定的情况下, 产量 Q 和螺杆直径 D 是一种递增的关系。这种关系与实际生产过程是一致的。

图 4 为机头处压力 p 、螺杆转速 n 以及螺杆直径 D 之间的三维关系曲线图。

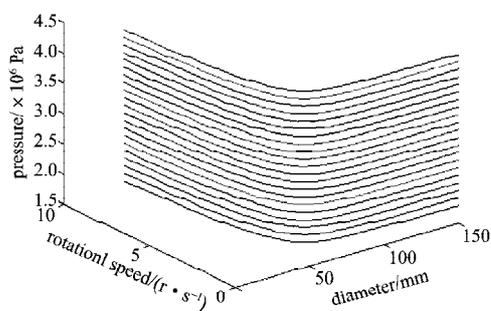


图 4 压力-转速-直径关系图

Fig. 4 Relationship diagram of pressure-speed-diameter

从图 4 中可以看出, 在压力 p 一定的情况下, 螺杆转速 n 和螺杆直径 D 同样存在递减的关系; 在转

速 n 一定的情况下, 螺杆直径 D 与机头压力 p 存在着递增关系。图 5 为挤出机螺杆计量段温差值 T 、螺杆转速 n 、螺杆直径 D 之间的三维关系。

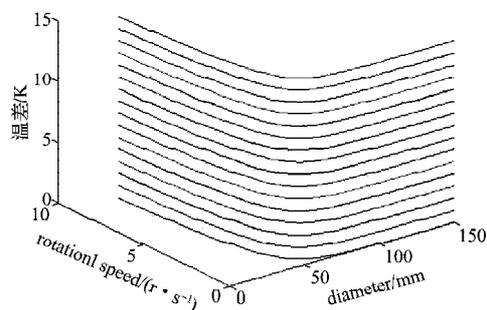


图 5 计量段温差-转速-直径关系图

Fig. 5 Relationship diagram of segment metering temperature difference-speed-diameter

从图中可以看出, 温差 T 一定时, 螺杆转速 n 与螺杆直径 D 之间存在负相关的关系。

3.2 模型预测

通过对模型的训练, 完成模型对螺杆直径和转速的预测。样本如下表 1。

表 1 模型输入值表

Table 1 Model input value table

序号	产量/(kg·h ⁻¹)	压力/MPa	温差/K	粘度/(Pa·s)
1	100	1.8	4	46 800
2	180	2.5	7	46 800
3	250	4.8	0	46 800

将上述表格数据输入模型, 得到螺杆转速与螺杆直径的关系, 如图 6 所示。

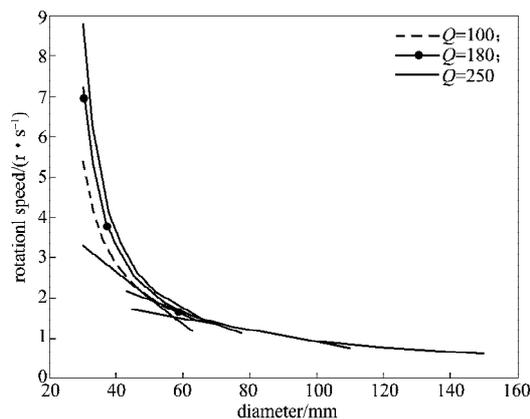


图 6 模型预测结果图形

Fig. 6 Model predicting result diagram

同时模型输出最佳螺杆参数, 如表 2 所示。

表 2 BP 模型预测最佳结果

Table 2 The Best Results for BP Model forecast

序号	转速/(r·min ⁻¹)	直径/mm
1	129.717 0	47.732 2
2	93.477 0	63.275 4
3	67.291 5	84.714 4

通过输入表 1 的样本, 得到不同要求下的最佳螺杆直径与所需的最佳转速, 并且通过与实际对比, 该预测结果均具有很好的吻合。

4 结语

本文通过建立神经网络 BP 模型, 成功的对木塑复合材料专用同向挤出机螺杆直径、转速进行了预测。预测结果与实际应用吻合较好。在模型建立中, 充分考虑了木塑复合材料的流动状态以及性质, 因此, 预测结果具有一定的目的性和针对性, 从而在一定程度上降低了设计时间和计算难度。

实际生产中, 在利用神经网络时, 还可以将成本、加工螺杆的材质、压力、挤出机使用环境等一系列因素考虑进来, 建立一个更完善智能神经系统。同时, 还可以将其他网络模型并联或者串联进来, 增加模型分析能力和计算速度, 以此来完成更加复杂的预测。

参考文献:

- [1] Gutierrez-Villalobos J M, Rodriguez-Resendiz J, Rivas-Araiza E A, et al. A Review of Parameter Estimators and Controllers for Induction Motors Based on Artificial Neural Networks[J]. Neurocomputing, 2013, 118: 87-100.
- [2] 曲云霞. 基于 BP 神经网络的噪声背景下的信号识别[J]. 机械设计, 2005, 22(4): 57-59.
Qu Yunxia. Signal Recognition Under Noisy Background Based on BP Neural Network[J]. Journal of Machine Design, 2005, 22(4): 57-59.
- [3] 赵野军, 吕柏源, 程源. 基于人工神经网络的橡胶螺杆挤出机智能化设计[J]. 特种橡胶制品, 2005, 26(2): 1-3.
Zhao Yejun, Lü Baiyuan, Cheng Yuan. Artificial Intelligence Design of Rubber Extruder Based on BP Artificial Neural[J]. Special Purpose Rubber Products, 2005, 26(2): 1-3.
- [4] Young T M, Andre N, Huber C W. Predictive Modeling of the Internal Bond of MDF Using Genetic Algorithms with Distributed Data Fusion[C]//Proceedings of 8th European Panel Products Symposium. Llandudno: [s.n.], 2004: 45-59.
- [5] Young T M, Huber C W. Predictive Modeling of the Physical Properties of Wood Composites Using Genetic Algorithms with Considerations for Distributed Data Fusion [C]//Proceeding of the 38th International Particleboard/Composite Materials Symposium. Washington State University: Pullman, 2004: 71-86.
- [6] Guess F M, Edwards D J, Pickrell T M. Exploring Graphically and Statistically the Reliability of Medium Density Fiberboard[J]. International Journal of Reliability and Application. 2003, 4(4): 157-170.
- [7] Wang S, Winistorfer P M, Young T M. Fundamentals of Vertical Density Profile Formation in Wood Composites-Part 3: MDF Density Formation During Hot-Pressing[J]. Wood and Fiber Science, 2004, 36(1): 17-25.
- [8] 李正最, 吴雅琴. 等维新息水资源消费 BP 模型[J]. 水资源研究, 2004, 25(2): 19-20.
Li Zhengzui, Wu Yaqin. Gray Water Consumption BP Model[J]. Water Resources Research, 2004, 25(2): 19-20.
- [9] 谢丽娟, 丁正生, 陈俏. 基于 BP 网络的字母识别[J]. 信息化纵横, 2009, 28(18): 68-70.
Xie Lijuan, Ding Zhengsheng, Chen Qiao. The Alphabet Identification Based on BP Network[J]. Informationization, 2009, 28(18): 68-70.
- [10] 张银胜, 单慧琳, 陈钟荣. 一种 BP 神经网络软件的设计[J]. 科学技术与工程, 2009, 9(4): 1028-1031.
Zhang Yinsheng, Shan Huilin, Chen Zhongrong. Design of a BP Nerve Network Software[J]. Science Technology and Engineering, 2009, 9(4): 1028-1031.
- [11] 宋豫全, 白琳. 基于误差反向传播算法的 OFDM 系统频域均衡[J]. 电讯技术, 2007, 47(2): 119-122.
Song Yuquan, Bai Lin. Frequency-Domain Equalization in OFDM System Based on the BP Algorithm[J]. Telecommunication Engineering, 2007, 47(2): 119-122.
- [12] Guo Lihui, Zhou Ya. The Design of BP Neural Network Based on Matlab Toolbox[J]. IT and Information, 2009, 3(1): 20-22.
- [13] 邹文安, 刘宝, 姜波, 等. 基于 Excel 技术平台人工神经网络 BP 模型及应用[J]. 水文, 2010, 30(1): 44-45.
Zou Wen'an, Liu Bao, Jiang Bo, et al. Application of BP Artificial Neural Network Model Based on Excel[J]. Hydrological, 2010, 30(1): 44-45.

(责任编辑: 申剑)