

文章编号:1000-6788(2006)04-0114-06

排刷式剥叶元件剥叶性能的BP神经网络预测

麻芳兰^{1,2},李尚平³,何玉林¹,蒙艳玫²,梁式²(1. 重庆大学机械工程学院,重庆 400044; 2. 广西大学机械工程学院,广西 南宁 530004;
3. 广西工学院机械系,广西 柳州 545006)

摘要: 由于剥叶性能直接影响到甘蔗收获机械的收割性能,为了客观有效地对剥叶性能进行预测,提出了BP神经网络预测方法.针对剥叶元件性能的特点,采用正交试验法构造训练样本,以保证网络具有较高的泛化能力,同时对该训练样本建立了回归分析模型,以检验BP网络模型的输出精度.在此基础上,利用已建立的神经网络预测模型对影响剥叶性能的各因素取值的不同组合进行仿真分析,以确定各因素取值的最优组合.结果表明,BP神经网络的预测模型比回归模型具有更高的输出精度,进行剥叶元件的性能预测与优化是可行且有效的.

关键词: 甘蔗收获机械;剥叶元件;BP神经网络;预测;优化

中图分类号: TP183;TP302.7

文献标识码: A

Performance Forecasting Based on BP Neural Network for Cleaning Element in Brush Shape

MA Fang-lan^{1,2}, LI Shang-ping³, HE Yu-lin¹, MENG Yan-mei², LIANG Shi²

(1. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. College of Mechanical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China; 3. Mechanical Department, Guangxi Engineering Institute, Liuzhou 545006, China)

Abstract: The cleaning performance affects the harvest performance of the whole-stalk sugarcane harvester. In order to forecast the cleaning performance effectively, the performance forecast model based on BP neural network is presented. According to the characteristics of cleaning performance, the training samples are made up of the orthogonal experimental data, which are also used to build the regression analysis model to examine the output precision and to ensure higher generalization of BP neural network. And then the trained BP neural network is used to forecast and analyze on the different value combinations of the factors influencing the cleaning performance. Consequently, the optimal combination is determined. The results show that the output precision of BP neural network is higher than that of the regression analysis model, and using the BP neural network to forecast the cleaning performance is practicable and effective.

Key words: sugarcane harvester; cleaning element; BP neural network; forecast; optimization

1 引言

在我国研制较多的整杆式甘蔗收获机械中,其剥叶机构多采用离心式剥叶法,由于高速旋转的剥叶元件在使用过程中极易磨损、断裂,从而使剥叶元件的性能成为了剥叶机构设计的关键.而影响剥叶性能的参数众多且其取值难以确定,为了寻求剥叶机构较好的剥叶性能,常综合采用正交试验与回归分析方法来进行试验设计与分析.采用正交试验方法既可以减少试验的次数,又可以全面反映出各个因素的影响,达到以较少的成本获得较合理的优化方案的目的.而运用回归分析法,其优点是模型简单,有明确的数学关系式,但由于回归分析法需要预先假设回归方程的类型,当输入输出变量众多时,函数的类型便难以确定.而基于神经网络的预测方法虽然不能给出确定的数学函数关系式,但它能给出确定的算法及结构参数,利

收稿日期:2005-04-30

资助项目:国家自然科学基金(50365001)

作者简介:麻芳兰(1976-),广西横县人,重庆大学博士研究生,广西大学讲师,研究方向为智能设计、知识工程、CAD/CAM等.

用经训练所确定的反映各输入与输出的内在规律的连接权来预测网络的输出。由于神经网络所具有的这些优势,已有一些学者进行了神经网络在预测方面的应用研究,如文献[1~4],然而如何将人工神经网络应用到甘蔗收获机械的开发设计活动,有待于各项研究工作的开展。

基于上述分析,本文提出了采用 BP 神经网络方法对剥叶性能进行预测与优化。为了克服 BP 网络难以训练等缺点,采用正交试验数据训练网络,以减少训练样本并提高训练质量,并将网络的输出与回归分析模型的输出进行比较分析,以验证网络的精度。在此基础上,利用 BP 神经网络的预测能力,对各因素进行了详细的试验研究,通过分析试验结果确定各因素取值的最佳组合。

2 剥叶性能 BP 神经网络预测模型的建立与实现

2.1 BP 神经网络

神经网络的基本单元是处理节点,对从其他节点所获得的带权值的输入求和后经过激活函数产生节点的输出值。将处理节点组织成一层,一般与下层进行全连接,层内没有互连,如图 1,输入层作为输入到网络中的数据分布结构,在这层中不进行任何处理操作。在输入层之后是一个或更多的实际处理层,最后的处理层称为输出层,在这层中提供数据输出,在输入层与输出层之间任一层称为隐含层。由于具有多层结构(一般为三层),这种结构能使网络识别非线性的数据。

用神经网络处理非线性数据包含有两个阶段:训练与回想。典型的过程是逆传播算法训练网络,直到网络的期望输出与实际输出的误差达到目标最小误差。一旦训练结束,网络就可通过回想阶段作为非线性处理器进行相关数据处理操作。

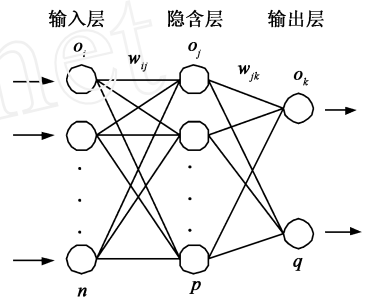


图 1 BP 神经网络

2.2 BP 神经网络预测模型的建立

剥叶机构在剥叶过程中主要依靠高速旋转的剥叶元件打击在甘蔗上,并对其推挤、摩擦以使蔗叶脱离蔗茎。在这过程中,装夹在剥叶滚筒上与剥叶滚筒的母线成螺旋角度的多排剥叶元件与甘蔗垂直交错,交错深度越大,元件所产生的打击力及在其根部所产生的应力也越大,打击力越大越有利于将蔗叶脱离,降低蔗叶的含杂率;而过大的应力却会缩短剥叶元件的使用寿命。前期的试验研究^[5]已表明,影响剥叶元件所受到的打击力和应力与材料以及装夹方式(交错深度、螺旋角、排数、前角)等有关,因此输入层各单元把材料、交错深度、螺旋角、排数、前角等作为其输入量,打击力和应力作为输出层各单元的输出量,同时作为衡量剥叶机构剥叶性能的指标。由于网络的输入输出单元数分别取决于输入和输出向量的维数,而隐含层的选取则需依据经验选取。在保证网络的泛化能力同时使其规模较小的原则指导下,本文主要通过比较分析试验结果以确定隐含层的单元数与层数,网络的最终结构参数为:输入层单元数 5,隐含层单元数 6,输出层单元数 2。

训练样本在很大程度上会影响到网络的泛化能力,一般选取能反映各种情况且相互联系的学习样本,能对连接权起到有效的调整。由于正交试验法是利用“正交表”进行科学地安排与分析多因素试验的方法,能在很多试验方案(也称试验条件)中挑选出代表性强的少数试验方案,能够比较全面地反映优选区内的大致情况。现有的研究^[7]

也表明,采用正交试验法构造网络结构能有效地减少训练样本,提高训练精度。因此为了选取少的训练样本,但包含足够的信息,剥叶性能的预测模型结构采用正交试验表 $L_{18}(2 \times 3^7)$ 构造学习样本,其因素水平表见表 1,试验计划及试验结果见表 2。表 1 中 No. 1~No. 3 材料均为 Nylon 高分子材料,但在注塑成型过程中采用了不同的材料配合比而得到不同性能的材料。

2.3 BP 神经网络预测模型的实现

将正交试验条件与结果作为 BP 网络的输入输出模式对,进行归一化处理后,取学习系数为 0.8,动量

表 1 因素水平表

材料 (A)	螺旋角 (B)	排数 (C)	交错深度 (D)	前角 (E)
1 (No. 1)	1 (0°)	1 (2)	1 (4mm)	1 (-10°)
2 (No. 2)	2 (10°)	2 (3)	2 (6mm)	2 (0°)
3 (No. 3)	3 (20°)	3 (4)	3 (8mm)	3 (10°)

系数为 0.5,全局误差 E 为 0.00001,迭代 5121 次后误差函数趋于稳定,最终的学习结果见表 2,其中,19、20、21 号样本为预测检验样本的输出。

表 2 五因素三水平正交试验计划及试验结果

表头设计	空列	A	B	C	D	E	空列	空列	实测值		基于 BP 网络		基于回归模型	
									σ_{\max}/MPa	F_{\max}/N	σ_{\max}/MPa	F_{\max}/N	σ_{\max}/MPa	F_{\max}/N
1		1	1	1	1	1			2.89	11.11	4.2466	11.1851	2.805	15.23
2		1	2	2	2	2			10.01	30.28	9.2765	30.1763	13.489	31.003
3		1	3	3	3	3			21.92	40.28	21.8159	40.3382	24.173	39.836
4		2	1	1	2	2			15.14	47.67	15.5545	47.3753	19.536	48.276
5		2	2	2	3	3			28.97	54.16	28.9904	53.8811	30.22	57.109
6		2	3	3	1	1			7.46	29.21	7.7353	29.2631	10.802	32.503
7		3	1	2	1	3			17.90	43.73	18.7692	43.32	21.075	40.812
8		3	2	3	2	1			6.99	34.87	7.7984	34.7558	8.521	31.056
9		3	3	1	3	2			20.36	43.60	20.2465	43.2404	23.729	46.829
10		1	1	3	3	2			8.19	38.45	9.5073	38.215	12.111	35.953
11		1	2	1	1	3			16.51	32.76	15.5818	32.8065	20.455	29.936
12		1	3	2	2	1			4.98	18.24	5.8244	17.586	7.901	20.18
13		2	1	2	3	1			9.06	46.83	9.0528	46.7316	12.57	42.403
14		2	2	3	1	2			13.63	44.93	12.3539	44.796	16.39	43.326
15		2	3	1	2	3			30.23	51.86	30.4637	52.0225	31.598	52.159
16		3	1	3	2	3			19.83	42.7	18.6842	43.0036	21.855	45.762
17		3	2	1	3	1			11.19	36.10	9.3251	36.3209	13.825	36.006
18		3	3	2	1	2			13.85	36.38	14.4202	36.1971	17.645	36.929
19		2	3	3	1	2			13.22	45.93	13.633	45.5806	18.548	43.326
20		2	3	2	1	2			13.73	42.67	14.334	43.9284	20.056	43.326
21		2	2	3	3	3			26.02	55.08	27.0598	54.644	28.712	57.109

*表中, σ_{\max} 为最大应力值, F_{\max} 为最大打击力值。

3 与回归分析模型的比较

为了进一步评价神经网络预测方法的有效性,应当比较分析基于神经网络的预测模型的拟合率是否优于其它方法,因此采用最小二乘法对用于训练网络的学习样本进行回归分析,分别建立各输入量与应力及打击力指标的回归方程为^[8]:

$$y_1 = -6.814 + 20.359x_1 + 0.2158x_2 - 1.508x_3 + 1.144x_4 + 0.7746x_5 - 4.554x_1^2;$$

$$y_2 = -24.79 + 52.778x_1 + 2.475x_4 + 0.7353x_5 - 11.835x_1^2 - 0.0347x_5^2.$$

式中, y_1 为应力指标, y_2 为打击力指标, x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 分别对应于表 1 中的材料、螺旋角、排数、交错深度与前角等因素。

将用于训练神经网络的学习样本对回归方程进行训练,训练结果见表 2,神经网络与回归模型训练结果偏差如图 2、3。从图中可看出,对于应力指标 BP 神经网络的拟合值与实测值的偏差较小,而回归模型的拟合值与实测值的偏差较大;对于打击力指标, BP 网络的拟合值基本上与实测值重合,其相对误差均小于 1%,而回归模型拟合值的偏差较之 BP 网络的偏差要大,与实测值有一定的偏差。同时通过计算各拟合值与实测值的相对误差发现,当相对误差小于 10% 时,运用 BP 网络进行训练,应力指标的正确拟合率可达 83.33%,打击力指标的正确拟合率为 100%;而采用回归模型进行训练,应力指标的正确拟合率仅为 28.57%,打击力指标的正确拟合率为 77.78%,从而进一步说明了利用神经网络的非线性映射能力,可以

更好地拟合数据,其精度要高于回归模型的精度。

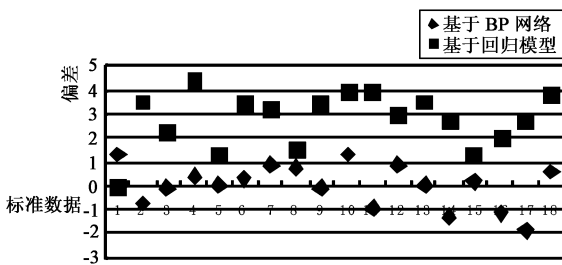


图 2 BP 网络与回归模型的应力偏差

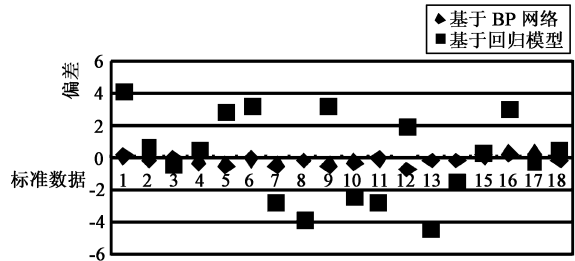


图 3 BP 网络与回归模型的打击力偏差

经过训练的神经网络主要利用反映各输入样本内在规律的连接权来进行预测,因此将未用于训练的样本(19、20、21)作为预测检验样本在已训练好的 BP 网络上进行预测,同时运用回归方程进行预测以进一步检验网络的输出精度,预测结果与实测值的相对误差见表 3。

由表中数据可看出,对于应力指标,基于 BP 网络预测的相对误差较小,可控制在 10% 以内,而运用回归模型进行预测其相对误差均大于 10%,且最大值达到 46.07%;对于打击力指标,采用 BP 网络与回归模型进行预测,相对误差可控制在 10% 以内。由以上结果表明采用 BP 网络对剥叶性能进行预测,其精度要优于基于回归模型预测的精度。由于神经网络能以任何精度逼近一个非线性函数,因此能建立起应力及打击力与各影响因素的函数关系,且比传统的回归分析模型具有更高的逼近精度。网络预测结果也表明,所建立的网络预测性能较好,能很好地对剥叶元件的剥叶性能进行预测,在一定程度上可提高预测精度。

表 3 基于 BP 网络及回归模型的预测结果误差

	基于 BP 网络		基于回归模型	
	应力相对误差 (%)	打击力相对误差 (%)	应力相对误差 (%)	打击力相对误差 (%)
19	3.12	0.76	40.3	5.67
20	4.4	2.95	46.07	1.54
21	4.0	0.8	10.35	3.68

4 剥叶性能的参数优化

经过训练的 BP 神经网络主要利用反映各输入样本与输出的内在规律的连接权来进行仿真分析,因此当网络的输出与期望输出之间的误差函数趋于稳定后则可利用网络的非线性映射能力进行单因素分析,根据网络的输出得出各因素对剥叶性能的影响。应用 BP 神经网络进行模拟仿真研究各因素对考察指标的影响时,在固定其它因素值的同时,改变某一影响因素值,各因素的取值如表 4,分析结果如图 4~图 8。

表 4 单因素水平取值

因素	水平
材料	No. 1, No. 2, No. 3
螺旋角/(°)	0, 5, 10, 15, 20
排数	1, 2, 3, 4, 5
交错深度/mm	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8
前角/(°)	- 20, - 15, - 10, - 5, 0, 5, 10, 15, 20

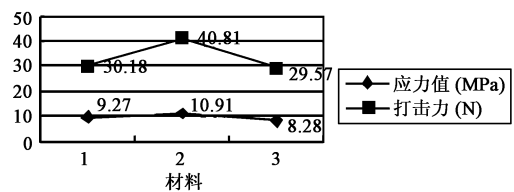


图 4 材料对应力打击力的影响

从图 4~图 8 可发现,不同因素对应力及打击力的影响存在两种情况,即应力随着打击力的增大而增大或随着打击力的增大而减小。在前期的试验研究中^[8],通过对高分子材料进行性能试验可得剥叶元件的许可应力为 14.4MPa,剥叶元件将蔗叶脱离蔗茎所需的打击力约为 33~45N 左右,由于过大的打击力会造成甘蔗的过度损伤,因此为了减小对甘蔗的损伤,常取 40N 左右。从图 4~图 8 中,当材料为 2 号材料、螺旋角为 10 时、排数为 3 排、交错深度为 6mm、前角为 0 时,其应力值都可等于 10.91MPa,打击力值为

40.81N,可满足应力及打击力的要求,由此可将各水平选取为最优水平,即最终的优化方案为:2号材料、螺旋角10°、排数3排、交错深度6mm、前角0°。同时对该方案进行了试验检测,实测值如表5。由表中数据可看出,BP网络的输出结果与实测值吻合,同时与正交试验计划比较,可以发现此方案不在正交试验中,说明了采用神经网络进行剥叶元件的优化设计是可行且有效的。

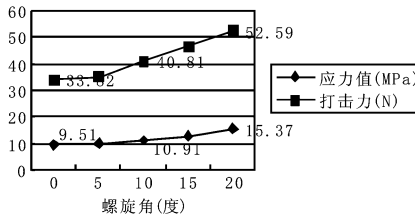


图5 螺旋角对应力及打击力的影响

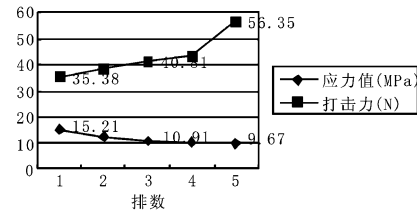


图6 排数对应力及打击力的影响

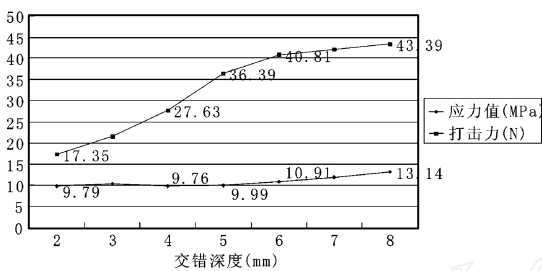


图7 交错深度对应力及打击力的影响

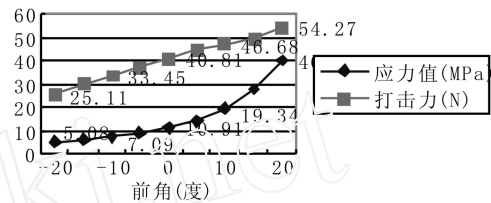


图8 前角对应力及打击力的影响

表5 BP网络的优化结果与测试值

	材料	螺旋角	排数	交错深度	前角	σ_{max}/MPa	F_{max}/N
BP网络	No.2	10°	3	6mm	0°	10.91	40.81
实测值	No.2	10°	3	6mm	0°	10.84	41.57

5 结束语

由于剥叶元件的性能在很大程度上直接影响到甘蔗收获机械的整体性能,而影响剥叶元件性能的因素众多且其取值难以确定,因此极需寻找快捷有效的方法以确定各因素取值的合理组合,从而缩短产品的开发周期。基于此,通过采用BP神经网络建立各因素与性能指标的关系,得到了较之回归模型更高精度的网络输出。同时在已训练的BP神经网络的剥叶性能预测模型上对各因素进行性能仿真分析,研究不同取值组合下对性能的影响,从而确定了在保证足够的剥叶效果的同时延长元件的使用寿命的最佳组合。结果表明,采用BP神经网络方法进行剥叶元件的性能预测与优化是可行且有效的。

参考文献:

[1] 杨珏,汪德灌.神经网络模型在预测土壤pH值中的应用研究[J].计算机仿真,2004,21(4):121-124.
 Yang Jue, Wang Deguan. Soil pH forecast based on artificial neural network[J]. Computer Simulation, 2004, 21(4):121-124.

[2] 蒋益虹,郑晓冬,冯雷.神经网络方法在红曲杨梅果酒糖化工艺优化中的应用[J].系统工程理论与实践,2003,5(5):136-140.
 Jiang Yihong, Zheng Xiaodong, Feng Lei. Application of artificial neural network to the saccharification technology of monascus waxberry wine optimization[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2003, 5(5):136-140.

[3] 何山,熊光楞,曾庆良,等.基于神经网络的产品装配成本的估算方法的研究[J].机械科学与技术,2002,21(4):662-665.
 He Shan, Xiong Guangleng, Zeng Qinliang, et al. A method for estimating product assembly cost based on neural network[J]. Mechanical Science and Technology, 2002, 21(4):662-665.

- [4] Genel K. Application of artificial neural network for predicting strain-life fatigue properties of steels on the basis of tensile tests[J]. International Journal of Fatigue, 2004, 26:1027 - 1035.
- [5] Li S P, Meng Y M, Ma F L, et al. Research on the working mechanism and virtual testing for cleaning element in brush shape of the sugarcane harvester[J]. Journal of Material Processing Technology, 2002, 129:418 - 422.
- [6] 庄楚强, 吴亚森. 应用数理统计基础[M]. 广州: 华南理工大学出版社, 1999.
Zhuang Chuqiang, Wu Yasen. Application Mathematical Statistic Foundation[M]. Guangzhou: South China University of Technology Press, 1999.
- [7] 黄麟, 陈森发, 亓霞, 等. 基于正交试验法的神经网络优化设计[J]. 系统工程理论方法应用, 2004, 13(3):272 - 275.
Huang Kun, Chen Shenfa, Qi Xia, et al. Neural network optimal design based on orthogonal experiment method[J]. System Engineering - Theory Methodology Application, 2004, 13(3): 272 - 275.
- [8] 麻芳兰. 甘蔗收获机械排刷式剥叶元件虚拟试验的分析与研究[D]. 南宁: 广西大学, 2002.
Ma Fanglan. Virtual experimental analysis on the cleaning element in brush shape of sugarcane harvester[D]. Nanning: Guangxi University, 2002.

会议通知

2006年5月29日~6月1日将在上海复旦大学召开“Nonlinear Programming with Applications”国际会议. 会议主席汪寿阳(中科院)、杨晓琪(香港)、朱道立(复旦), 会议邀请国际知名学者 A. Auslender, A. D. Ioffe, R. T. Rockfellar 做主旨报告及其他 20 位国内外知名学者做邀请报告. 会议将出版专辑:

1. “Optimization (SCI)”(240 页), 客座主编: 汪寿阳, 杨晓琪, 朱道立.

2. “Mathematical Methods of Operations Research (SCI)”(180 页), 客座主编: 陈光亚, 黄学祥, 杨新民.

欢迎国内学者参加会议. 有关情况请与组织委员会主席黄学祥联系 (E-mail: xxhuang@fudan.edu.cn).

会议组织委员会
2006年2月28日