

文章编号:1673-2383(2018)03-0093-06

网络出版网址:http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1378.N.20180620.0922.032.html

网络出版时间:2018-6-20 9:22:54

基于 BP 神经网络的面粉气力输送工段能量 损耗研究

张会娟¹, 钱进¹, 宋昊举², 陈红梅¹, 刘楠幡^{1*}

(河南工业大学 1.电气工程学院;2.机电工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要:小麦制粉中除研磨工段能量消耗外,气力输送工段也是能耗的一个主要方面,分析气力输送能耗模型是降低面粉气力输送工段能量损耗的基础。然而气力输送模型非线性强、设备匹配参数冗余度大,以及管路压损波动性大。综合考虑生产过程中粉料的状况与输送能耗之间呈现的非线性关系,选择具有较强自适应能力和自组织能力的 BP 神经网络调节设定处理数据的训练、测试比例和模型训练过程中的总误差和循环次数等参量,建立面粉气力输送工段能耗模型。选取河南某面粉厂 500 t/d 产能的制粉车间的气力输送工段,采集能耗相关的每小时加工吨麦、麦粒湿度、送风量实测数据为样本,对建立的能耗模型进行训练、预测、验证,结合该厂生产车间设备参数、管路铺设标注和单位生产量推测出吨麦电耗与计量值对比。结果表明:利用 BP 神经网络拟合算法,建立气力输送工段能量损耗模型可行,且该数学模型可以较好地反映面粉气力输送工段能耗情况,模拟值能够较为准确地预测面粉气力输送工段能耗情况,误差不超过 7%。

关键词:BP 神经网络;面粉气力输送;能量损耗

中图分类号:TS210

文献标志码:B

0 引言

气力输送是利用风机产生具有一定速度和压力的气流通过管道输送散状物料的技术^[1]。在小麦制粉的过程中,通过高压风机使小麦制粉生产线的风送网络处于负压状态,从而实现小麦制粉过程中散装物料的运输^[2]。但是,在目前气力输送中,高压风机是通过恒定的转速将不同状况的粉料进行传送,输送过程中风量是通过插板开度的大小进行调节。因此,风量调节过程中将损失较大的能量。此外,为满足小麦制粉的工艺要求,不同粉料的入口段的输入风压也不相同,恒定的风机转速

也会造成不必要的能量损失。因此,研究面粉气力输送工段的能量损耗对实现小麦制粉过程中精细化控制是十分必要的。

为解决小麦制粉加工过程中能量损耗的问题,国内外很多制粉企业和研发部门,对小麦制粉过程中能耗进行了分析和探讨。李林轩^[3]从电力技术改造方面提出无功补偿的方法来提高功率因数,降低无功损耗进而节约电费支出。武文斌等^[4]通过分析面粉厂能量消耗存在的问题,把能源利用划分为不同的时期,将能源消耗大的生产过程放在用电率较低的时期;在能源消耗较高时,进行功率测量,以保证生产的连续性,提高设备利用效率,合理安排变压器安装距离,合理选择设备动力,达到节约能耗的目的。刘宝华等^[5]运用正交试验设计对气力输送系统的输送工艺参数进行分析,得到不同参量对能耗影响的主次关系。曹先珍^[6]通过定量分析和模型描述面粉厂电费数据,为面粉厂生产经济运行提供理论性指导和决策依据。吴建章等^[7]通过不同角度提出降低面粉厂能耗的方法,为小麦制粉行业节能降耗、提高经济效益提供一

收稿日期:2017-10-17

基金项目:粮食公益性行业科研专项(201513003);河南省教育厅高等学校重点科研项目(17B590001);河南省科技厅科技攻关项目(172102210214,122102110107,152102110074)

作者简介:张会娟(1988—),女,河南焦作人,讲师,研究方向为过程装备精益化控制、组合导航、磁轴承控制。

* 通信作者:刘楠幡,教授,E-mail:lnb@haut.edu.cn

定的参考。但是这些方法主要是从制粉流程中的加工工艺、各个工段衔接处的设备协作以及单台设备的损耗产出效率等方面^[8]考虑,而对采取小麦制粉气力输送过程中设备能耗数据采集与监控研究以及建立动态能耗模型的研究基本处于空白状态。

作者在满足小麦制粉工艺要求的前提下,研究小麦制粉过程中气力输送工段能耗的影响因素,对各个因素进行数据采集;为了解确定气力输送过程中的非线性问题,作者采用 BP(Back Propagation)神经网络和误差控制算法,建立气力输送工段能量损耗模型;再利用河南某面粉厂中气力输送工段中能耗数据,对建立的能耗模型进

行训练和验证。

1 面粉气力输送工段能耗模型

面粉气力输送工段的输送管道组成气流闭环网络,粉料由磨粉机进入循环气力输送系统,经卸料器与管道内气流脱离,到达指定工位。该工段中,除尘后的麦粒通过 1P、2P、……、6P 的部分磨粉机组研磨后的粉料,被气力输送提起输送至高方筛,经高方筛筛选分别进入下一工序(如二次研磨等)。气力输送模型如图 1 所示。输送系统由高压风机供给循环系统能量,高压风机与卸料器处于同一高位,采取负压输送的方式输送粉料。

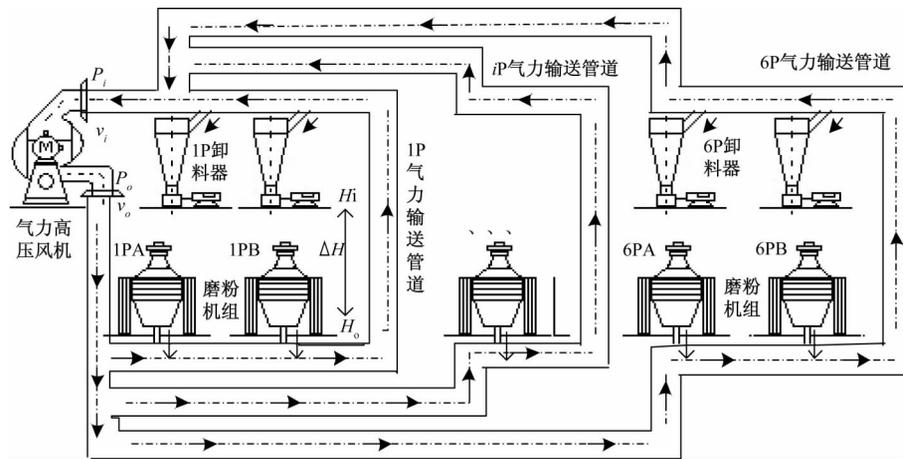


图 1 面粉气力输送流程

Fig.1 Model for pneumatic conveying flour

图 1 中 p_i 和 v_i 分别为气力输送管道输入端的压力和速度; p_o 和 v_o 分别为气力输送管道输出端的压力和速度; ΔH 为气力输送管道中最大高度差。

在气力输送阶段由电动机拖动高压风机提供能量,经气力传递,带动整个输送系统的运作。能量的传递和损耗如图 2 所示。

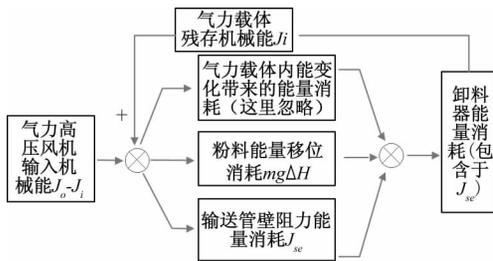


图 2 气力输送工段能量损耗模型

Fig.2 Model for energy consumption of pneumatic conveying flour

由图 2 可知,位移能量消耗和输送管道阻力

能量消耗都属于气力输送管道过程中的能耗,在气力输送管道中有如下能量关系:

$$J_i + \Delta t g H \varphi = J_i + \Delta t g H_i \varphi + J_{sc} \quad (1)$$

式中; φ 为单位时间内加工的小麦质量; g 为重力加速度; H_i 为沙克龙卸料器所处建筑标高; H_o 为磨粉机所处建筑标高; J_i 、 J_o 分别为气力载体的残存机械能和对应的气力高压风机出口端气力载体获得的机械能; J_{sc} 主要为输送管道摩擦阻力能耗。

由伯努利方程 $C = \rho g h + 0.5 \rho v^2 + P$ 可知, 传送气体功和能的转变是通过 3 种形式体现: 势能的变化、载体动能改变, 以及传送气体内能的变动。由于气体膨胀、压缩引起的内能变化能耗微少, 这里适当忽略。所以由伯努利风压普遍关系式^[9]表述 δ_i (风机进口端风压)、 δ_o (风机出口端风压) 和 J_i 、 J_o 如下所示:

$$\delta_i = 0.5 \rho_i v_i^2, \quad \delta_o = 0.5 \rho_o v_o^2 = 0.5 \rho_M \tau^2 S^{-2} \quad (2)$$

$$J_i = \Delta t \delta_i S \tau + \Delta m_s g H_i, J_0 = 0.5 \Delta t \rho_M S^{-1} \tau^3 + \Delta m_s g H_i \quad (3)$$

式中: ρ_i 、 ρ_M 分别表示气力风机进口密度和空气密度; τ 表示单位时间气力风机送风量; S 表示气力风机管道横截面积; Δm_s 表示风机传送的气体质量。

则气力输送阶段的能量损耗 J_{se} 为:

$$J_{se} = \Delta t (0.5 \rho_M S^{-2} \tau^2 - \delta_i) S \tau + \Delta t g (H_i - H_0) \varphi \quad (3)$$

分析上式可以得到: J_{se} 由 τ 、 δ_i 、 φ 和设备安装时磨粉机、沙克龙卸料器高度差 ΔH 、匹配气力风机参数、电动机参数和小麦湿度、硬度决定。即确定 δ_i 结合设备参数、生产参数可推出管道阻力 J_{se} 能耗, 进而建立气力输送能耗模型。在制粉过程中, 小麦的湿度、单位时间内加工的小麦质量、粉粒的大小、气力高压风机输入的风压等因素直接决定了气力风机输入端的 δ_i 。在磨粉机工艺的影响下, 粉粒的大小、面粉的湿度及单位时间内加工的小麦质量 φ 、小麦湿度 ψ 处于时刻变动的状态, 且这些因素与 δ_i 之间存在非线性关系。因此, 如何建立上述变量与 δ_i 之间的关系是研究的重点与难点。

2 气力输送能耗建模中 BP 神经网络的应用

BP 神经网络经过学习训练后能非常好地拟合非线性, 基于这一特点能够很好地解决气力输送工段单位加工小麦量、小麦湿度、风机送风量因素与气力输送能耗之间的非线性问题。

BP 神经网络模型的建立实质就是确定网络中各层节点的数目。其中, 隐含层中的节点表示神经网络中输入层与输出层之间的非线性关系, 隐含层中节点的数目直接影响预测值和实际值的一致程度^[10]。增加隐含层中节点的数目, 可使问题的可调参数增加, 提高神经网络的记忆能力, 从而得到更精确的解, 但也会使神经网络的学习速度降低; 减少隐含层中节点的数目, 则会使神经网络快速收敛到局部极小点, 无法对全部数据进行优化。最佳隐含层节点个数由试验和下述经验公式得出。

根据 Kolmogorov 定理^[11], 一个 3 层 BP 神经网络可以实现任何精度逼近一个非线性函数^[12]。过多的层反而会使神经网络的收敛速度变慢, 运行时间延长。通过增加隐含层节点数可以提高神经网络的训练速度。因此对于面粉气力输送能耗模型可以选择仅有一个隐含层的 3 层 BP 神经网络结构, 即输入层、隐含层、输出层。输入层接受外界数

据输入, 隐含层对输入数据进行处理和转换, 输出层则产生输出结果。层与层之间采用全互连方式但同一层单元间不存在相互连接^[13]。

神经网络中的每一层均含有一定数量的神经元, 其中输入层和输出层的神经元个数由模型中所含变量数决定, 隐含层神经元个数通常由以下经验公式确定^[14]。

$$L = \sqrt{N+M} + a, \quad (4)$$

式中: L 为隐含层神经元数; M 和 N 分别为输出层和输入层的神经元数; a 为正常数项, 且 $1 < a < 10$ 。由此建立含 4 个隐层节点的 3 层 BP 神经网络模型, 如图 3 所示。

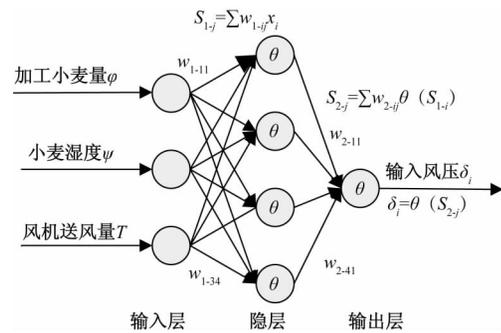


图 3 面粉气力输送能耗的 BP 神经网络模型

Fig.3 BP neural network model for energy consumption of pneumatic conveying flour

图 3 中建立的是 3 输入 φ 、 ψ 、 τ 和单输出 δ_i 的 3 层神经网络; S_{k-j} 表示第 k 层网络的第 j 个节点输入; X_i 表示第 i 个输入变量; w_{k-j} 表示 k 层网络第 i 节点到第 j 节点的链接权重; 神经网络激活函数 $\theta(\cdot)$ 使用 s 形函数 $\theta(s) = 1/(1+e^{-s})$ 。

针对传统 BP 神经网络全局搜索能力不足、迭代收敛慢和局部最优的缺点^[10], 为提高 BP 神经网络的泛化能力和计算精度, 本文对传统 BP 神经网络预测模型进行优化, 在计算过程中导入误差控制公式。通过试验数据的标准差来建立误差控制公式^[16]:

$$S = \sqrt{\frac{(Y_1 - y_1)^2 + (Y_2 - y_2)^2 + \dots + (Y_n - y_n)^2}{n}} \ll eps, \quad (5)$$

$$(|Y_1 - y_1| \ll e_1) \& (|Y_2 - y_2| \ll e_2) \& \dots (|Y_n - y_n| \ll e_n), \quad (6)$$

式中: S 测试数据的标准差; $[Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n]$ 为用于测试的真实值; $[y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]$ 为运用测试的模拟值; eps 为总误差限定值; $[e_1, e_2, e_3, e_4, \dots, e_n]$ 为每组测试误差的限定值。

设定总误差 eps 、每组测试误差及误差控制循环次数,使网络在训练的过程中反复迭代以达到要求。

3 仿真与试验验证

取例于某面粉厂 500 t/d 加工量的生产车间,利用 Matlab 中的 BP 神经网络函数库进行仿真验证。该面粉厂气力输送配备的三相异步电动机参数为:额定功率为 75 kW、额定电流 134 A、额定转速 2 970 r/min;离心风机参数为:通风量 21 600

m^3/h 、全压 1 120 kg/ m^3 、功率 75 kW;管道直径:气力主管道 480 mm、1~6 P 气力管道:150 mm、管道提升高度差 ΔH :18 m。

仿真模型选择 3 层 BP 神经网络,处理 20 组如表 1 所示。表 1 数据为日加工量为 500 t 的某面粉厂生产车间的相关过程参量,表中序号表示按时间先后编排的 20 次数据采集编号。20 组数值用于神经网络的训练 70%、网络测试 30%。模型设定总误差为 40,每组测试误差 $[e_1, e_2, e_3, \dots, e_n]$ 均设置为 15,将误差控制循环次数设置为 500,通过训练使网络通过反复迭代最终达到误差允许要求。

表1 BP神经网络训练数据
Table 1 BP network training data

序号	$\phi/(t \cdot h^{-1})$	$\psi/\%$	$\tau/(m^3 \cdot h^{-1})$	w/kPa	序号	$\phi/(t \cdot h^{-1})$	$\psi/\%$	$\tau/(m^3 \cdot h^{-1})$	w/kPa
1	9.2	16.40	19 803	151	12	8	14	9 120	111
2	6.8	16.40	19 803	176	13	8	18	18 240	133
3	9.2	16.40	16 676	101	14	8	10	18 240	131
4	6.8	16.40	16 676	124	15	8	14	20 846	178
5	9.2	11.60	19 803	153	16	8	14	15 634	111
6	6.8	11.60	19 803	170	17	10	14	18 240	101
7	9.2	11.60	16 676	106	18	6	14	18 240	143
8	6.8	11.60	16 676	128	19	8	14	18 240	136
9	8	18	18 240	134	20	8	14	18 240	129
10	8	10	18 240	131					
11	8	11	9 120	178					

为提高 BP 神经网络的自适应性,对神经网络输入变量进行归一化处理,再迭代 500 次、设置 $li=0.003$ 、目标值为 0.6 时,训练较好测试状况分布如图 4 所示。

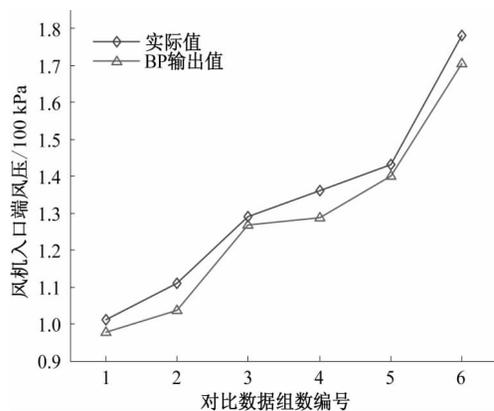


图 4 误差控制-BP 网络输出值和实际对比
Fig.4 Model for error control-BP network output and actual comparison

图 4 中,6 组对比数据中菱形节点实连线的是实际量,三角节点连线的是 BP 神经网络输出量。

误差最大为第 2 组 6.7%,最小为第 3 组 1.8%。利用 BP 神经网络建立的气力输送模型测试、推导的 $J_{sc} + \Delta tg \Delta H_4$ 与实际电能损耗对比如图 5 所示。

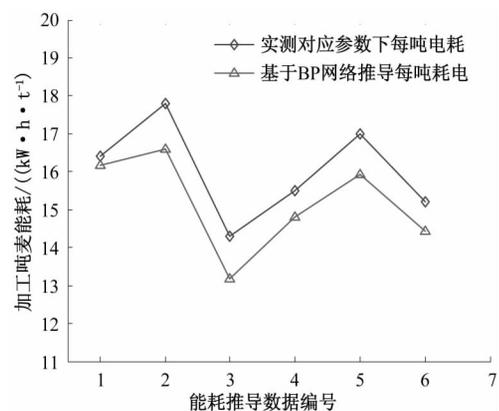


图 5 BP 神经预测能量消耗与实际能耗对比
Fig.5 Comparison of BP neural network energy consumption and actual energy consumption

4 结论

(1)通过 BP 神经网络对小麦粉气力输送工段

能耗的研究,使得对小麦制粉过程中设备能耗数据采集与监控,建立高可靠性的输送工段的能耗模型,能量损耗等于粉料固定的提升高度的能耗和工艺设备和传送管道阻力引起的能耗之和。

(2)经误差控制算法改进的BP神经网络通过对小麦制粉气力输送工段能耗数据的学习,能以小于7%的误差对输送系统气力速度进行预测,而且在500步以内实现,有较高的学习效率。

(3)该网络模型能较为准确地反映实际能量损耗情况,并且能够对生产中给料速度、加水量给予指导。

参考文献:

- [1] 李林轩. 小麦制粉中的气力输送操作管理与故障分析[J]. 粮食加工, 2014, 39(5):13-15.
- [2] 张晋民. 面粉厂气力输送的管理和操作[J]. 粮食与油脂, 2002, 15(11):41-42.
- [3] 李林轩. 小麦制粉中的节能降耗措施[J]. 粮食加工, 2010, 35(2):70-71.
- [4] 武文斌, 刘自然, 张明明. 面粉厂能量消耗的控制方法 [J]. 粮食与食品工业, 2009, 16(1):1-2.
- [5] 刘宝华, 李振亮, 李亚, 等. 面粉多点供料气力输送系统能耗分析 [J]. 粮食与油脂, 2014, 27(5):61-63.
- [6] 曹先珍. 面粉厂电力消耗的费用构成分析与预测[J]. 粮食与饲料工业, 2004(7):10-11.
- [7] 吴建章, 黄学敏. 面粉厂节能降耗的技术途径 [J]. 粮食与食品工业, 2011, 18(4):22-25.
- [8] CHEN B, CENNA A A, WILLIAMS K C, et al. Investigation of energy consumption and wear in bypass pneumatic conveying of alumina [C] // LEE J, NI J, SARANGAPANI J, et al. Engineering Asset Management, 2011: 221-230.
- [9] 陈小素, 吕先金. 浅谈基本风压计算 [J]. 浙江气象, 2005, 26(4):26-29.
- [10] KHOTANZAD A, AFKHAMIR-OHANI R, LU T L, et al. ANNSTLF—a neural-network-based electric load forecasting system [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(4):835-846.
- [11] 刘国欣. Kolmogorov 三级数定理的推广 [J]. 数学物理学报, 1995, 15(3):311-314.
- [12] 张甲, 兴长策, 岳旭东, 等. 神经网络模型在脱氮预报中的应用 [J]. 辽宁工学院学报, 2000(2):1-3.
- [13] 侯磊, 许新裕, 崔金山, 等. 基于BP神经网络的输油管道能耗预测方法 [J]. 节能技术, 2009, 27(5):401-406.
- [14] 吴仕勇. 基于数值计算方法的BP神经网络及遗传算法的优化研究 [D]. 昆明: 云南师范大学, 2006.
- [15] 高山卜, 钱成文, 张沛, 等. 基于改进的BP神经网络管输能耗预测模型 [J]. 油气储运, 2014, 33(8):869-872.

RESEARCH OF ENERGY CONSUMPTION OF PNEUMATIC CONVEYING FLOUR SECTION BASED ON ERROR CONTROL BP (BACK PROPAGATION) NEURAL NETWORK

ZHANG Huijuan¹, QIAN Jin¹, SONG Haoju², CHEN Hongmei¹, LIU Nanbo¹

(1. School of Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Mechanical & Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In addition to energy consumption of grinding section in wheat pulverization, the pneumatic conveying section is also a major aspect of energy consumption. Analyzing pneumatic conveying energy consumption can provide foundation for decreasing energy consumption in pneumatic conveying section based on nonlinear mathematical model of pneumatic conveying, redundancy of equipment matching parameters, and pipe pressure loss by processing and flour texture fluctuation effect. So it was necessary to analyze the energy consumption model of pneumatic conveying in order to reduce the energy consumption in the flour pneumatic conveying section. The nonlinear relationship between the condition of the powder and the energy consumption was

comprehensively considered. The BP (Back Propagation) Neural Network with strong adaptive ability and self-organization ability was selected to establish the energy consumption model of pneumatic conveying flour section, and adjusting the training and testing ratio of the set processing data, the total error and the number of cycles in the model training process, etc. The pneumatic conveying section of the powder workshop of 500 t/da energy production in a flour mill in Henan, sample data of per hour processing ton, wheat grain humidity and air supply volume were collected as samples. The energy consumption model was trained, predicted and verified, and then the power consumption and the measurement value were compared with the equipment parameters, pipeline marking and unit production volume. The results showed that using the BP neural network fitting algorithm was feasible to build the energy loss model of the pneumatic conveying section. The mathematical model can better reflect the energy consumption in the pneumatic conveying section. Meanwhile the simulation results can predict accurately the conveying section of flour pneumatic energy consumption; the error was less than 7%.

Key words: Back Propagation (BP) Neural Network; flour pneumatic conveying; energy consumption

(上接第 92 页)

texturizing and the physical property of grain powder had significant change after high temperature and high pressure treatment. The starch in the grain absorbed water and expanded to a hundredfold volume to form a viscous colloid which could connect other substance and accessory of grain to form a rice granule. The effect of extruded temperature, moisture content and screw speed on the quality of extruded rice was conducted through single factor experiments. The extrusion process was optimized by Box-Behnken Design Methodology and assisted by software Design-Expert 8.0.6. Results showed that under the conditions of screw speed 180 r/min, extrusion temperature 100 °C and moisture content 27%, the comprehensive score of the quality of *Bulgaria inguinans* Extruded Rice was 76.62, which was consistent with the predicted values. The prepared *Bulgaria inguinans* extruded rice products had aroma of rice and edible fungi, compact structure, good integrity, smooth, sticky and non-sticky teeth. Compared with natural rice, extruded rice had lower hardness and chewiness than that of natural rice, but the elasticity and viscosity was higher than that of natural rice.

Key words: *Bulgaria inguinans*; extruded rice; response surface