

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2020.06.014

基于自适应模糊神经网络的砂轮磨损评估

杨磊, 李郝林, 迟玉伦

(上海理工大学机械工程学院, 上海 200093)

摘要:为实现砂轮磨损状态的实时监测评估,课题组提出了使用自适应模糊神经网络模型对砂轮状态进行监测。通过对磨削过程的振动信号及声发射信号特征值的提取,获得了不同磨损程度砂轮的多特征信号样本;采用多特征信号样本对自适应模糊神经网络进行学习与训练,建立了砂轮磨损状态识别模型;实现了对砂轮磨损状态的准确识别与在线监测。实验表明:基于自适应模糊神经网络的砂轮磨损程度评估系统,测试样本的实际磨损程度和网络判别结果类别相符。该自适应模糊神经网络系统能够对砂轮磨损程度类型准确进行在线评估。

关键词:砂轮磨损;自适应模糊神经网络;多特征信号样本;在线评估

中图分类号:TH117.1;TG58 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2020)06-0072-05

Wear Evaluation of Grinding Wheel Based on Adaptive Fuzzy Neural Network

YANG Lei, LI Haolin, CHI Yulun

(School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, 200093 Shanghai, China)

Abstract: In order to realize the real-time monitoring and evaluation of the wear status of the grinding wheel, an adaptive fuzzy neural network model was proposed to monitor the status of the grinding wheel. By extracting the characteristic values of vibration signals and acoustic emission signals during the grinding process, multiple characteristic signal samples of grinding wheels with different degrees of wear were obtained. The adaptive fuzzy neural network was learned and trained by using the multiple characteristic signal samples to establish the grinding wheel wear status identification model. The accurate identification and online monitoring of the wear status of the grinding wheel were realized. The experiments show that the actual wear degree of the test sample is consistent with the classification of the result identified by the grinding wheel wear degree evaluation system based on adaptive fuzzy neural network. The adaptive fuzzy neural network system can accurately evaluate the type of grinding wheel wear degree online.

Keywords: grinding wheel wear; adaptive fuzzy neural network; multiple characteristic signal sample; online evaluation

磨削加工是机械设计制造中重要的精加工方式,而砂轮的状态又是磨削加工过程中重要的影响因素。因此,产品的加工质量和加工效率会受到砂轮的性能状态和使用寿命的影响。大多数情况下机床操作人员会根据自己的经验来判断砂轮的修整和更换时间,因此对机床加工效率和产品的表面质量有影响^[1]。准确及时识别检测出砂轮的磨损状态,对于提高加工效率和产品质量有重要意义^[2]。最近几年,国内外研究人员已经研究出砂轮磨损状态的多种识别检测方法。孙健等利用嵌入式开发设备 NI myRIO 提取砂轮工作

状态中的振动信号,综合分析砂轮磨损与振动信号特征值之间的联系^[3]。史金飞等^[4]研究了基于粗糙集理论的在线识别砂轮烧伤程度和砂轮磨钝程度的新方法,通过处理获取信息,并提取判别规则来辨识砂轮磨钝程度。毕果等^[5]采集加工过程中的多种传感器信号,并对能够反映砂轮磨损状态的特征进行提取,再依据 Dempster-Shafer 理论,对砂轮磨损实时状态进行了识别。

课题组基于自适应模糊神经网络,提出对砂轮磨损状态评估建立模型,通过对监测砂轮状态的三向振

收稿日期:2020-06-22;修回日期:2020-09-20

第一作者简介:杨磊(1995),男,山东青岛人,硕士研究生,主要研究方向为机床智能监测。E-mail: 18340878106@163.com

动信号及声发射信号进行特征值提取,构建模糊神经网络模型进行学习及训练,实现加工过程中砂轮磨损状态的实时评估,为最佳修整时间提供准确依据。

1 砂轮磨损评估原理

1.1 砂轮磨损过程

砂轮磨损是机械、热和化学等多种因素作用于磨削刃时工件与砂轮接触区域逐渐失去材料的现象。砂轮磨损过程主要分为3个阶段:初期磨损、正常磨损和急剧磨损^[6]。砂轮不同磨损阶段如图1所示。初期磨损阶段,砂轮修整之后工作表面上的磨粒由于受修整工具冲击而产生裂纹,因磨削力的作用,会使磨粒出现碎裂的现象,从而使得磨损速率更快。第2阶段即正常磨损阶段时,磨粒要经历长时间的切削钝化,磨粒切削刃切削较稳定,砂轮在此阶段可做有效工作,磨损曲线比较平坦。达到急剧磨损阶段时,由于切削刃进一步钝化,作用在磨粒上的力急剧增大,导致磨粒结合剂破碎、磨粒脱落等现象,磨损曲线变陡。当砂轮进入急剧磨损期一段时间后,被加工工件的表面粗糙度显著增大,磨削温度异常增高,甚至发出异响等现象,这就表明砂轮已经严重磨损,需要进行修整或更换^[7]。

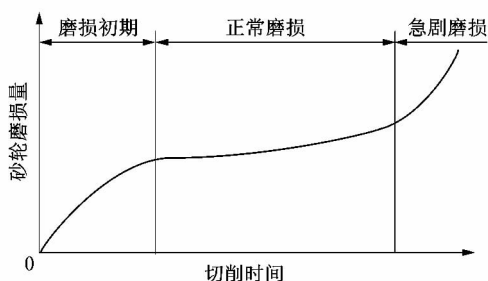


图1 砂轮的不同磨损阶段

Figure 1 Different wear stages of the grinding wheel

1.2 砂轮磨损评估流程

通过传感器采集加工过程中三向振动信号及声发射信号,提取各信号的特征值作为自适应模糊神经网络模型的输入,输出为评估各工况下砂轮的磨损等级。

如图2所示为砂轮磨损评估流程。在机床上采集信号数据,将信号按磨损阶段进行划分并对各信号特征值进行提取;各信号值特征会随着砂轮磨损程度的改变而改变,提取的特征主要是时域特征;最后通过自适应模糊神经网络系统对采集的信号进行训练并验证评估的准确性。

2 砂轮磨损评估方法

2.1 自适应模糊神经网络(ANFIS)模型

自适应模糊神经网络(ANFIS)是一种基于自适应

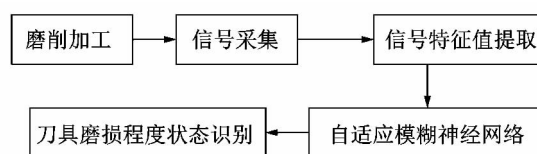


图2 砂轮磨损评估流程

Figure 2 Grinding wheel wear assessment process

网络结构的模糊推理方法,它结合神经网络与模糊推理系统的功能,具有神经网络的高速处理速度以及自学习能力和模糊逻辑易于解决非线性问题的优点^[8]。在ANFIS中,神经网络的输入与输出节点分别表示模糊逻辑部分的输入与输出,使用神经网络的节点来表示隶属度函数和模糊规则,神经网络的并行处理能力大大地提高了模糊系统的推理能力^[9]。图3所示为ANFIS结构。

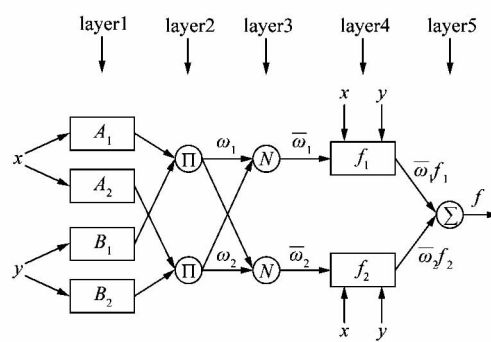


图3 自适应模糊神经网络结构

Figure 3 Adaptive fuzzy neural network structure

ANFIS结构由前件网络和后件网络组成。前件网络用于匹配模糊规则,包括输入层、规则运算层和归一化层;后件网络用于产生模糊规则,包括规则输出层和ANFIS输出层^[10]。

第1层为系统输入层。将输入变量模糊化,计算各输入变量值的隶属度,隶属度函数为:

$$\left. \begin{aligned} O_i^1 &= \mu_{A_i}(x) \quad i=1,2; \\ \text{或 } O_i^1 &= \mu_{B_i}(y) \quad i=1,2. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: x, y 是节点 i 的输入; A_i, B_i 是模糊集,表示 x, y 属于 A_i, B_i 的程度; O_i^1 是 A_i, B_i 的隶属函数值; μ_{A_i} 和 μ_{B_i} 为隶属度函数,其形状由不同函数的参数确定。

隶属度函数通常是三角形、梯形之类的线性函数,也可以是钟型、高斯函数及sigmoid之类的非线性函数。每种隶属度函数都有各自的形状和参数,根据输入值的范围来选择隶属度函数。

第2层为规则运算层。这一层的每个节点表示一

条模糊规则。每个输入信号都来自第1层,计算出每条规则的适用度:

$$O_i^2 = \omega_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2. \quad (2)$$

式中: O_i^2 表示第2层第*i*节点的输出值; ω_i 表示该节点规则的可信度。

第3层为所有规则归一化层。将第2层的适用度进行归一化计算。第*i*个节点的第*i*条规则的归一化适用度为:

$$\bar{O}_i^3 = \bar{\omega}_i = \omega_i / (\omega_1 + \omega_2), \quad i = 1, 2. \quad (3)$$

式中: \bar{O}_i^3 表示第3层第*i*节点的输出; $\bar{\omega}_i$ 为该节点规则的归一化值。

第4层为规则输出层。该层用于计算每一条规则的输出。这一层的每个节点均为自适应节点,此层参数是自适应的,可根据输入数据训练得到。其输出为:

$$O_i^4 = \bar{\omega}_i f_i = \bar{\omega}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2. \quad (4)$$

式中: $\bar{\omega}_i$ 为第3层的输出, $\{p_i, q_i, r_i\}$ 称为后件参数, f_i 为该节点的参数集。

第5层为输出层。该层得到最后的 ANFIS 输出结果:

$$O_i^5 = \bar{\omega}_1 f_1 + \bar{\omega}_2 f_2 = (\bar{\omega}_1 x) p_1 + (\bar{\omega}_1 y) q_1 + (\bar{\omega}_1) r_1 + (\bar{\omega}_2 x) p_2 + (\bar{\omega}_2 y) q_2 + (\bar{\omega}_2) r_2. \quad (5)$$

基于自适应模糊神经网络模型的砂轮磨损状态在线评估系统,其原理是通过采集磨削工件过程中的 *x* 方向、*y* 方向和 *z* 方向的振动信号以及声发射信号,经过信号特征提取后进入模糊神经评估系统,各信号特征值经过三角形隶属度函数进行模糊化处理,得到其对应的隶属度函数 μ_i ; 然后进入第2层进行规则的运算,得到该条规则的可信度 ω_i ; 之后进入第3层,进行归一化可信度计算,使系统数值的绝对值变成某种相对值关系;再进入第4层进行模糊规则处理,得到各砂轮磨损的融合规则 O_i^4 ; 最后一层得到 ANFIS 模型的砂轮磨损评估结果。

3 实验设计与信号特征提取

3.1 实验介绍与实验方案

为验证自适应模糊神经网络对砂轮磨损状态的评估准确性,采用平面磨床实验台,对砂轮磨损量测试进行实验。实验采用声发射传感器和三向振动传感器。传感器放置在工件夹具上,具体放置位置如图4所示。

首先获取磨削加工过程中砂轮 *x*、*y* 和 *z* 方向的振动信号,以及声发射信号。测试中将三向振动传感器放于工件夹具右侧,声发射传感器放于工件夹具左侧。测试得到的 *x*、*y* 和 *z* 方向的振动信号、声发射信号如图5所示。

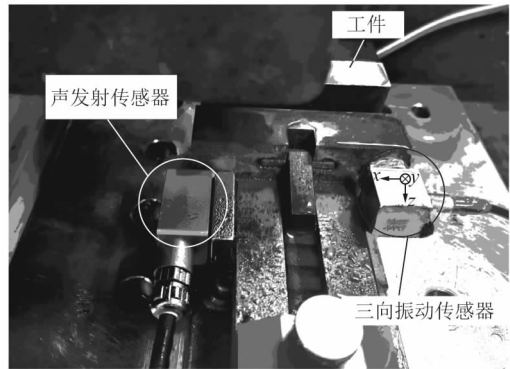


图4 传感器位置

Figure 4 Sensor location

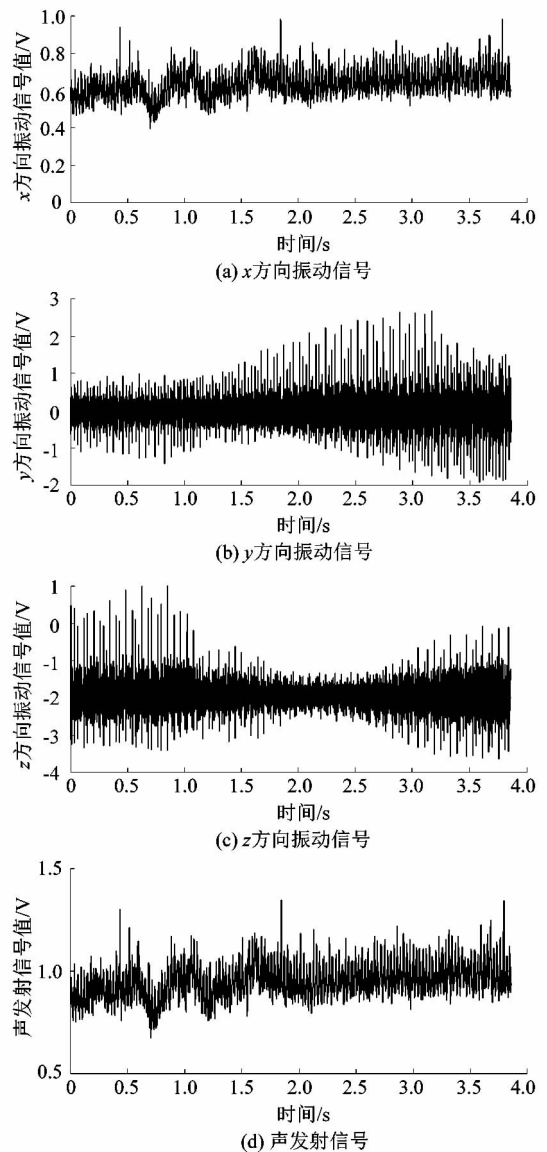


图5 4种信号时域图像

Figure 5 Four signal time domain images

3.2 信号特征提取

对磨削过程中不同磨损时期的各信号进行特征值^[11]提取,将不同磨损量定义为语言描述{新砂轮,磨损初期,磨损中前期,磨损中期,磨损中后期},对以上变量定义子集为 $\{Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5\}$ 。不同的磨损程度分别赋值 $\{1, 2, 3, 4, 5\}$,与5种状态一一对应,磨损程度为自定义等级,无量纲。分别对上述5种磨损量状态下砂轮磨损过程中的声发射信号、 x 轴振动、 y 轴振动信号进行特征值提取,建立各特征信号的样本数据库。不同磨损状态下各信号值有明显的不同,选取声发射信号的标准差、 x 轴方向振动的均方根、 y 轴方向振动的偏态系数作为特征值。通过分析得到的各特征值见表1~3。

表1 声发射信号特征样本值

Table 1 Sample value of sound emission signal characteristics

序号	磨损程度				
	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5
1	0.211 13	0.237 70	0.333 10	0.363 73	0.383 46
2	0.214 28	0.274 29	0.334 02	0.364 19	0.386 54
3	0.216 46	0.277 51	0.334 78	0.365 64	0.389 45
4	0.225 60	0.290 39	0.338 41	0.367 98	0.390 62
5	0.226 54	0.306 95	0.339 73	0.369 24	0.391 86
6	0.226 89	0.307 03	0.341 32	0.371 32	0.393 08
7	0.227 03	0.280 59	0.343 17	0.372 34	0.396 21
8	0.227 56	0.302 04	0.346 70	0.375 94	0.396 89
9	0.228 01	0.306 49	0.348 57	0.376 71	0.371 68
10	0.228 56	0.306 87	0.349 13	0.378 01	0.37 341
11	0.229 06	0.307 65	0.354 26	0.378 68	0.383 95
12	0.229 64	0.309 91	0.356 24	0.380 03	0.388 64

表2 x 轴振动特征样本值

Table 2 x -axis vibration feature sample value

序号	磨损程度				
	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5
1	0.071 820	0.102 390	0.158 740	0.193 480	0.264 180
2	0.082 137	0.122 380	0.162 390	0.201 360	0.267 340
3	0.084 138	0.125 980	0.164 890	0.207 460	0.268 940
4	0.087 413	0.136 980	0.165 890	0.212 380	0.269 310
5	0.087 461	0.139 730	0.173 960	0.216 590	0.269 430
6	0.087 689	0.142 390	0.174 654	0.228 460	0.271 470
7	0.088 624	0.145 260	0.176 520	0.235 943	0.274 120
8	0.089 742	0.147 950	0.178 420	0.236 970	0.276 580
9	0.096 712	0.149 850	0.178 950	0.241 980	0.279 350
10	0.097 561	0.150 750	0.183 060	0.247 350	0.283 030
11	0.097 854	0.150 850	0.184 720	0.251 640	0.283 800
12	0.098 420	0.152 220	0.186 120	0.254 180	0.284 620

表3 y 轴振动特征样本值

Table 3 y -axis vibration characteristic sample value

序号	磨损程度				
	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5
1	0.075 517	0.292 030	0.406 970	0.559 400	0.682 640
2	0.106 890	0.296 340	0.406 980	0.562 490	0.686 980
3	0.108 060	0.307 950	0.412 375	0.568 920	0.694 130
4	0.115 880	0.308 460	0.419 780	0.572 140	0.696 700
5	0.117 840	0.308 740	0.426 940	0.574 960	0.701 560
6	0.125 680	0.316 970	0.437 290	0.591 930	0.712 390
7	0.127 180	0.319 450	0.439 870	0.598 630	0.714 890
8	0.128 630	0.326 350	0.445 980	0.609 340	0.716 840
9	0.143 770	0.326 750	0.456 920	0.619 230	0.720 970
10	0.203 640	0.329 560	0.462 180	0.635 490	0.721 940
11	0.219 560	0.329 850	0.469 720	0.648 970	0.729 580
12	0.227 570	0.339 750	0.470 980	0.652 730	0.734 120

4 模型识别结果

课题组在自适应模糊神经网络模型(ANFIS)中,将上述提取到的3种信号特征值作为训练样本进行学习训练,并在试验过程中对砂轮磨损的5种状态分别选取了相对应的信号,提取特征值,得到一组用于验证模型识别结果正确与否的检验样本。ANFIS模型通过训练样本的学习训练完成后,将检验样本输入其中,得到模型识别砂轮磨损状态,并与实际的砂轮磨损进行对比。ANFIS模型识别结果与砂轮实际磨损程度结果与对比见表4和图6。

表4 ANFIS识别结果

Table 4 ANFIS identification results

序号	模糊网络识别结果	实际磨损程度	磨损状态	结果	误差/%
1	1.001 2	1	新砂轮	正确	0.12
2	1.001 0	1	新砂轮	正确	0.10
3	0.998 7	1	新砂轮	正确	0.13
4	2.040 2	2	磨损初期	正确	2.01
5	1.968 5	2	磨损初期	正确	1.58
6	1.614 8	2	磨损初期	正确	19.26
7	2.998 2	3	磨损中前期	正确	0.06
8	2.990 2	3	磨损中前期	正确	0.33
9	3.105 6	3	磨损中前期	正确	3.52
10	3.696 1	4	磨损中期	正确	7.60
11	3.936 5	4	磨损中期	正确	1.59
12	3.982 8	4	磨损中期	正确	0.43
13	5.095 4	5	磨损中后期	正确	1.91
14	5.138 3	5	磨损中后期	正确	2.77
15	5.029 5	5	磨损中后期	正确	0.59

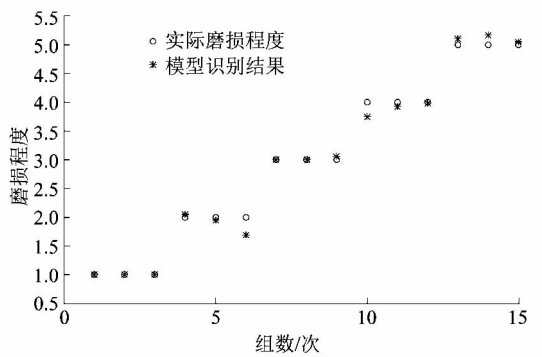


图6 ANFIS网络识别结果与砂轮实际磨损程度对比

Figure 6 ANFIS network identification results compared to actual wear level of grinding wheel

从模型识别结果(表4)可以看出,除去第6组数据误差较大外,自适应模糊网络模型对砂轮磨损程度的识别结果与实际的砂轮磨损程度相近,识别误差均在10%之内,可以将模型的识别结果与实际砂轮的磨损程度视为相同。砂轮磨损自适应模糊神经网络模型可以在误差范围内准确地识别砂轮的磨损状态。

5 结语

基于自适应模糊神经网络(ANFIS)的砂轮磨损状态识别是一种有效的在线监测方法。课题组通过对加工过程中不同磨损程度砂轮的声发射信号、三向振动信号提取特征值,并在ANFIS网络中进行样本的学习和训练,建立了砂轮磨损状态的ANFIS评估模型。并验证了使用多信号特征提取的自适应模糊神经网络可以实现对机床砂轮不同磨损状态的识别评估,从而实现砂轮磨损状态的在线监测。试验的结果表明经过样本学习与训练的ANFIS网络可以对加工过程中的砂

轮磨损程度进行较准确的识别和评估。这对于机床加工过程中砂轮的修整与更换具有重大意义,可以较准确地通过砂轮的实时状态来确定砂轮寿命及更换周期,并就此提高机床的加工效率,降低加工成本。

参考文献:

[1] YANG Zhensheng, YU Zhonghua. Grinding wheel wear monitoring based on wavelet analysis and support vector machine [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 62 (1): 107-121.

[2] 郭力,李波,郭君涛. 基于小波分析和 GA-SVM 的金刚石砂轮磨损的声发射监测研究[J]. 机电工程, 2019, 36(12): 1255-1260.

[3] 孙健,胡启凡,孙浩,等. 基于 myRIO 的砂轮磨损状态监控[J]. 精密制造与自动化, 2017(3): 1-4.

[4] 史金飞,钟秉林. 基于粗糙集理论的磨削烧伤与砂轮磨钝在线监测[J]. 中国机械工程, 2001, 12(10): 71-74.

[5] 毕果,郭隐彪,韩伟. 基于信息融合的精密磨削砂轮磨损状态在线识别方法研究[J]. 机械强度, 2013, 35(6): 737-742.

[6] KADU R S, AWARI G K, SAKHALE C N, et al. Formulation of mathematical model for the investigation of tool wears in boring machining operation on cast iron using carbide and CBN tools [J]. Procedia Materials Science, 2014, 6: 1710-1724.

[7] 李伯民,赵波. 现代磨削技术[M]. 北京:机械工业出版社, 2003: 2-7, 111-114.

[8] 田毅,张欣,张昕,等. 汽车运行状态识别方法研究(二): 基于模糊神经网络的识别方法[J]. 中国机械工程, 2013, 24(11): 1521-1524.

[9] 张小娟. 自适应神经模糊推理系统(ANFIS)及其仿真[J]. 电子设计工程, 2012, 20(5): 11-13.

[10] 张强,王海舰,李立莹,等. 基于自适应神经-模糊推理系统模糊信息融合的采煤机截齿磨损在线监测[J]. 中国机械工程, 2016, 27(19): 2607-2614.

[11] 刘然,傅攀. 刀具磨损状态识别及预测研究[D]. 成都:西南交通大学, 2014: 15-28.

(上接第71页)

参考文献:

[1] 刘丽,孙政华. 高速制管机上的自动化系统解决方案[J]. 控制工程, 2015, 22(增刊1): 141.

[2] 何鹏飞,何平,张琼琼,等. 支持 ModBus 协议的组态式人机界面系统的设计[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2015(5): 42.

[3] 于文斌,钱帆,乔海强,等. 一种基于 STM32 芯片的人机界面设计[J]. 测控技术, 2016, 35(7): 121.

[4] 莫晓齐,王耀南. 组态软件用户图形界面的设计与开发[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(1): 49.

[5] 蔡锦达,王亮,秦绪祥,等. 基于工业触摸屏的多点数据通信系统的设计[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(11): 305.

[6] 蔡锦达,黄帅. 基于嵌入式工业触摸屏的提花横移控制系统[J]. 仪表技术与传感器, 2014(8): 70.

[7] 张维笑,叶学义,张静,等. 基于 ARM9S3C2416 的嵌入式人脸检测系统[J]. 工业控制计算机, 2014, 27(12): 25.

[8] 石小仕,姚娅川,吴昊翰,等. 基于 Modbus 协议的螺丝机 HMI 系统设计[J]. 四川理工学院学报(自然科学版), 2019, 32(4): 46.

[9] 邹连英,高宁,于宝成. 嵌入式点胶控制系统人机界面设计[J]. 自动化与仪表, 2019, 34(9): 15.

[10] 陈康才,李春茂. 电阻式触摸屏两点触摸原理[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(18): 4526.

[11] 胡建国,罗勇武. 基于 RS485 的单片机和变频器通信控制多电机研究[J]. 机床与液压, 2013, 41(22): 140.