

DOI:10.13196/j.cims.2015.01.019

基于移动终端的机加车间生产质量 信息实时管控支持系统

尹超, 王明远, 李孝斌, 尹翰坤

(重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400030)

摘要:针对传统机加产品生产质量统计效率低、无法动态监控及有效预警等问题,建立了一种可与检测设备集成、支持生产质量动态监控与预警、基于移动终端的机加车间生产质量信息实时管控支持系统的体系结构,并对基于移动终端的车间质量动态监控与预警实现技术框架、移动终端软硬件架构及与检测设备的集成技术、基于移动终端的多点实时智能 Elman 神经网络预测模型及实现算法等关键技术进行了研究。该系统已成功应用于重庆市某制造企业,取得了良好的应用效果。

关键词:移动终端;生产质量;动态监控;预警;Elman 神经网络

中图分类号:TH1666;TP315 **文献标识码:**A

Real-time control support system of workshop production quality information based on mobile terminals

YIN Chao, WANG Ming-yuan, LI Xiao-bin, YIN Han-kun

(The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: Aiming at the problems of low statistical efficiency of workshop production quality, unable to dynamic monitoring and effective early warning, a real-time control support system of workshop production quality information based on mobile terminals was presented, which could be integrated with the testing equipment and could support real-time monitoring and early warning of product quality. The key technologies such as the overall implementation framework of real-time monitoring and early warning, the implementation of mobile terminal software and hardware, the multi-point real-time intelligent Elman neural network model and algorithm implementation. This system had been successfully applied in an auto parts manufacturer in Chongqing and good results were obtained.

Key words: mobile terminal; production quality; dynamic monitoring; early warning; Elman neural network

1 问题的提出

机加产品质量的优劣是衡量一个国家生产力发展水平以及技术、经济发展水平的重要标志,是影响企业核心竞争力的重要因素^[1]。在产品生产过程中,产品生产质量管控能够对产品生产质量起到把关、预防和改进的作用:首先,通过质量监控把关,挑出不合格品以保证产品质量;其次,当出现不合格情

况时,可以根据不合格指标进行具体分析,找出不合格原因,从而起到预防和改进的作用^[2-3]。因此要想提高机械产品质量,必须提升车间质量监控水平。

目前,国内广大机加企业应用信息技术进行产品质量监控还不十分普遍(绝大多数企业不能对产品质量进行动态获取及实时分析),已经不适应客户对产品的质量要求。为此,国内外学者针对产品质

收稿日期:2013-11-12;修订日期:2014-02-19。Received 12 Nov. 2013;accepted 19 Feb. 2014.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51175528);国家 863 计划资助项目(2012AA040914)。**Foundation items:** Project supported by the National Natural Science Foundation, China (No. 51175528), and the National High-Tech. R&D Program, China (No. 2012AA040914).

量监控做了大量研究,例如:文献[4]通过对产品故障模式进行模糊综合评价,得出各故障模式的危害等级排序,进而找到产品可靠性改进重点;文献[5]将统计过程控制(Statistical Process Control, SPC)技术应用于实际业务,实现了产品质量数据的实时监控与预测;文献[6]结合制造执行系统和计算机辅助工艺设计,构建了基于工艺设计制造执行模式的动态质量控制平台,实现了质量信息的并行实时追踪和控制;文献[7]建立了一种产品供应链质量追溯系统,并对系统的质量追溯模型及故障诊断技术等进行了研究;文献[8]提出一种由计算机、条码扫描器及电动测试仪等组成的组装线系统,实现了汽车安全气囊生产过程中程序调控、质量控制及产品追踪的一体化运行;文献[9]提出一种基于因果追溯树的质量追溯方法,实现了制造过程质量控制系统的因果追溯;文献[10]指出在质量管理方面,国内外专家学者运用动态 SPC、模糊综合评判和专家知识库等技术实现了质量异常监控、预测、判断和处理;文献[11]设计了一种基于物联技术的制造执行系统体系构架,提出一套使能基于物联技术的制造执行系统关键技术体系和实现框架等。

综上所述,国内外在产品生产质量监控及方法等方面取得了许多有价值的成果,但由于广大中小企业自身的特殊性,在实际应用信息技术进行产品质量监控及预警的过程中,仍存在如下问题:

(1)对于广大中小型机加企业,产品附加值较低,从国内外引进的生产质量监控系统价格昂贵,成本较高,实施周期较长,一般企业难以承受。

(2)目前的企业多采用 PC 机或工控机作为信息采集终端,存在发热大、投资大、功耗高、功能扩展性差、操作相对复杂且可携带性差等缺点,而且需要手工录入数据,增加了人工录入数据误差,同时无法将车间产品质量数据实时反馈到管理端。

(3)影响产品质量的因素多种多样,产品的质量数据不断变化,而目前国内外已有的产品质量监控解决方案并不具备自学习和自适应能力,因此无法根据产品的变化动态抽取影响产品质量的特征因素,对产品生产质量做出及时准确预警。

根据以上研究成果及现实需求,本文提出一种基于移动终端的机加车间生产质量信息实时管控支持系统,该系统可以通过分布于车间各质量监测点的移动终端与产品质检设备充分集成,实现产品加工质量数据的实时采集,并利用 Elman 智能神经网络

预测模型支持对质量信息的动态监控与预警。最后将该系统在重庆市邦联机电制造有限公司生产车间进行实际应用,取得了良好的应用效果。

2 系统的体系结构

基于移动终端的机加车间生产质量信息实时管控支持系统,管理端通过对分布在车间各个质量监控节点的移动终端实时采集的质量信息进行有效整合、处理及分析,获取产品质量的实时动态信息,结合质量预警模型对产品质量进行预警;用户层根据产品质量动态及预警信息,可以及时做出相应的决策。同时,系统预留有信息集成接口,可与企业资源规划(Enterprise Resource Planning, ERP)、产品数据管理(Product Data Management, PDM)及 CAx 等其他系统实现信息交互。图 1 所示为基于移动终端的机加车间生产质量信息实时管控支持系统的体系结构图,该体系结构包括基础支撑层、质量监控终端层、核心功能层和用户层等结构层次,其功能大致描述如下:

(1)基础支撑层 基础支撑层是系统运行的基础,为系统运行提供网络运行环境、系统数据库信息的管理维护、终端与管理端等信息交互过程中的信息安全管控,以及为系统与 ERP, PDM, CAx 等其他系统提供信息的集成平台。

(2)质量监控终端层 质量监控终端层是移动终端的网络拓扑管理,负责车间现场产品质量信息的获取以及管理端下达任务的接收,它是车间层信息操作的执行者以及产品质量信息的来源。

(3)核心功能层 该层是整个系统的核心部分,它需要对分布在车间各个质量监控节点的移动终端采集的信息进行有效整合处理及分析,实现对产品质量的动态监控及预警,同时通过信息集成接口与 ERP, PDM, CAx 等系统集成,实现系统间的信息交互。在对各个移动终端采集的信息进行有效处理的过程中,首先根据多源数据关系定义对产品质量信息进行整合分类,实现数据信息与产品类型及相应工位节点的对应,得到产品各工位节点的动态质量信息流。通过对已采集数据进行 Elman 智能神经网络算法的处理,实现产品质量的有效预警。在此基础之上,管理端可实现产品质量信息统计、基础数据管理、生产任务管理、产品质量动态监控、产品质量预警分析、产品质量异常处理、移动终端信息管理及系统管理等功能。

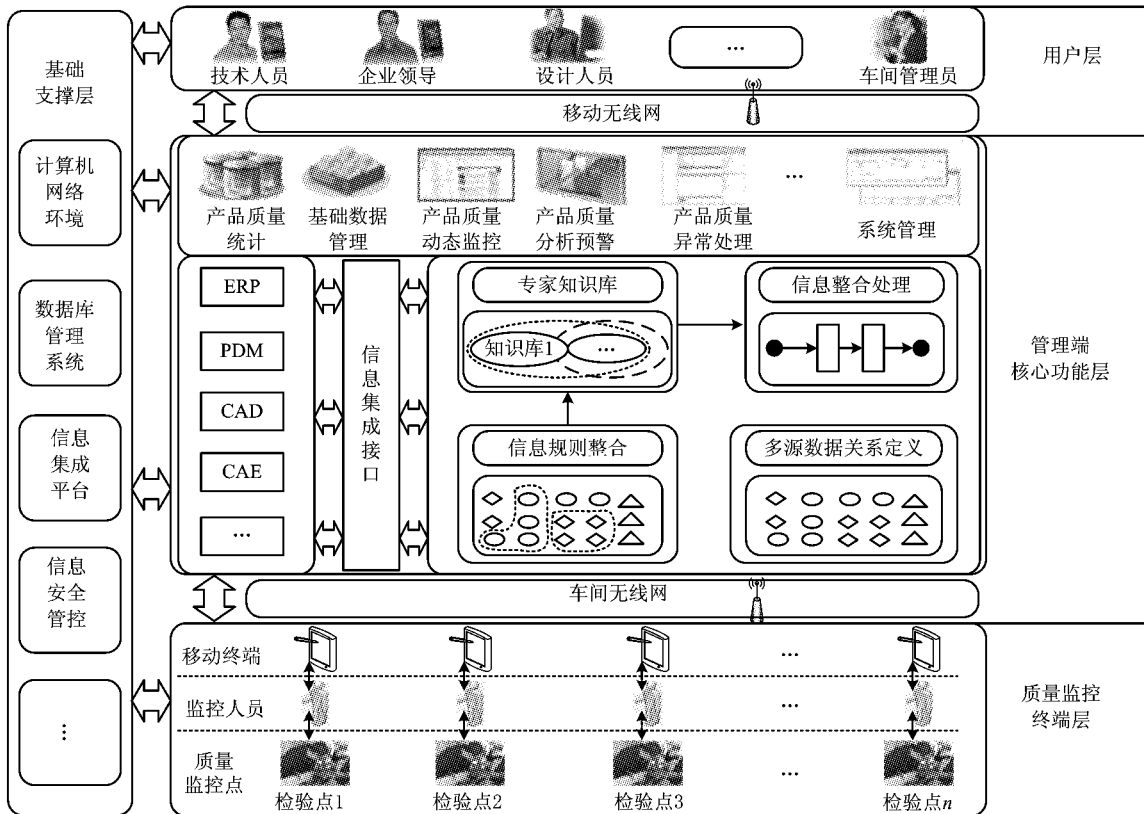


图1 系统的体系结构图

(4) 用户层 该层提供系统与用户的各种交互界面, 可实现用户对产品质量信息的处理与分析决策等一系列人机信息交互操作。系统用户包括质量检验人员、技术人员和工厂领导等。

3 基于移动终端的机加车间生产质量信息实时管控支持系统关键技术

3.1 基于移动终端的机加车间质量信息动态监控与预警实现技术框架

基于移动终端实现生产质量动态监控及预警是本系统的核心, 如图 2 所示为基于移动终端的机加车间质量信息动态监控与预警实现技术框架图^[11]。其中:

(1) 任务执行与质量信息采集层 该层是车间产品实时质量信息流的来源, 是整个系统的基础。将移动终端分布在车间各个质量采集点, 通过终端集成接口与质量检测设备集成, 直接获取车间产品质量信息数据, 经过移动终端的无线通讯模块, 将数据通过车间 WIFI 无线网实时上传到管理端, 为管理端提供实时车间产品质量数据流支撑。此外, 由于每个移动终端都有唯一设备号, 可实现移动终端

与质量检测节点和检测人员的信息绑定, 管理端通过终端设备号可以向任意指定移动终端发布任务需求及指导信息, 实现管理端与具体移动终端的信息交互。

(2) 生产过程质量采集信息整合分析层 该层通过信息集成接口实现与 ERP, PDM, CAx 等系统的集成, 获取基础数据信息及工序间的逻辑规则信息, 为质量信息的整合分析提供基础数据。管理端通过车间局域网获取分布在各个监测检点的移动终端上传的质量数据信息流, 结合基础数据对采集到的信息流进行多源数据关系定义, 然后对产品质量信息进行整合分类及工序间的逻辑关系分析, 得到产品各工位节点的动态信息流, 结合专家知识库及质量检测标准库对产品质量信息是否合格进行动态辨识, 进一步结合产品工序流程库实现生产质量问题与工序点的对应。经过以上处理, 为下一步质量预警分析提供数据支撑。

(3) 生产过程产品质量多维度预警与分析层 通过对生产过程质量采集信息整合分析层信息的数据分析及挖掘, 结合 Elman 神经网络算法建立基于移动终端的产品质量预警模型, 通过已有的产品质

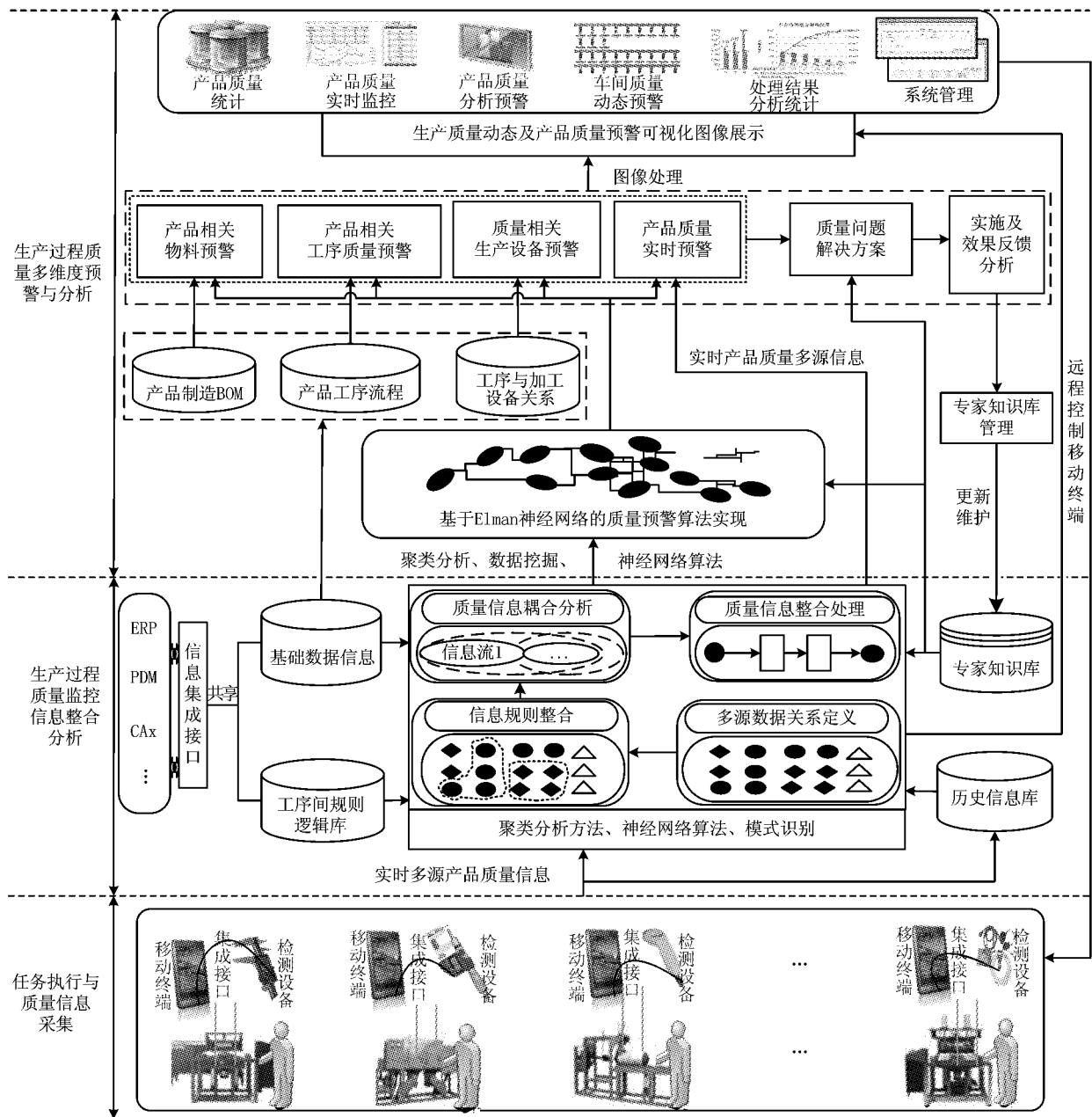


图2 基于移动终端的机加车间质量信息动态监控与预警实现技术框架

量数据流对神经网络进行训练,来预测产品质量信息。进一步结合系统及产品基础数据信息,实现对与产品质量相关的其他方面的预警:①结合产品制造物料清单(Bill of Material, BOM),对与质量问题相关的物料信息进行预警;②结合产品工序流程,对相关工序进行预警分析;③结合基础数据中的产品工序与加工设备关系库,找到与出现质量问题相对应的生产设备。

通过质量相关信息预警,管理人员可以结合专家知识库提出质量问题的解决方案,指定相应人员

进行处理,并对处理后的效果反馈进行分析,同时对专家知识库进行更新,提升系统的质量异常智能决策能力。通过对预警结果进行图像处理,对车间质量动态及产品质量预警信息进行可视化图像展示,从而提升系统的直观性。

3.2 生产质量监控移动终端的实现技术

3.2.1 生产质量监控移动终端的硬件平台

移动终端只需实现与管理端的信息交互,不需要很强的运算及图形处理能力,从价格、功能、速度和耗电量综合权衡,最终确定移动终端处理器采用

德州仪器生产的单核 OMAP3430 处理器,终端 RAM 为 512 M,ROM 为 2 GB,此配置可使移动终端完全满足车间信息管控所需的运算及存储,此外还添加了诸多外围模块,可有效满足车间生产质量信息管控的实际需求。图 3 所示为生产质量监控移动终端的硬件结构图^[12-13]。

移动终端系统的外围核心模块通过总线与处理器连接,表 1 所示为移动终端外围核心模块列表。

表 1 移动终端外围核心模块

外围核心模块名称	功能描述
触摸屏控制器	用户通过触摸屏实现人机交互
SDIO, UART, McBSP 通讯接口	终端通过 WIFI、蓝牙及 3G/4G 网络实现与管理端的通讯
FLASH 及 SDRAM 控制器接口	为终端提供程序存储及动态随机存储功能
麦克风及视频接口	提供语音和远程视频交互功能
电源、扬声器记忆耳麦等其他接口	为终端提供移动电源及语音外放等功能
串行总线接口	实现终端与其他检测设备的有效集成

本移动终端硬件平台采用可拔插的设计思想,

这样当需求改变时,只需插上或拔下需要的外围模块即可,从而增加了终端的灵活性。在移动终端屏幕尺寸方面,经过实际调研确定屏幕尺寸为 7 英寸,该尺寸具有工人操作方便、易于携带、成本相对较低等优点。

3.2.2 生产质量监控移动终端的软件平台与集成接口

Android 平台是 Google 于 2007 年 11 月发布的一种智能手机平台。在优势方面,Android 平台首先就是其开放性,开放的平台允许任何移动终端厂商加入 Android 联盟中。显著的开放性可以使其拥有更多的开发者,随着用户和应用的日益丰富,一个崭新的平台也将很快走向成熟。Android 平台提供给第三方开发商一个十分宽泛、自由的环境,不会受到各种条条框框的阻扰,因此采用 Android 平台可以简单方便地开发出所需要的软件程序^[14]。基于以上原因,本移动终端采用 Android 平台,借助 WIFI 技术再通过 http, socket 协议,实现移动终端与管理端信息的无线交互,另外由于 Android 平台开源的特点,也便于后期系统升级以及功能模块的扩展。

传统的终端信息采集需手工录入数据,输入效率低下,无法满足数据采集实时性的要求。为此,本

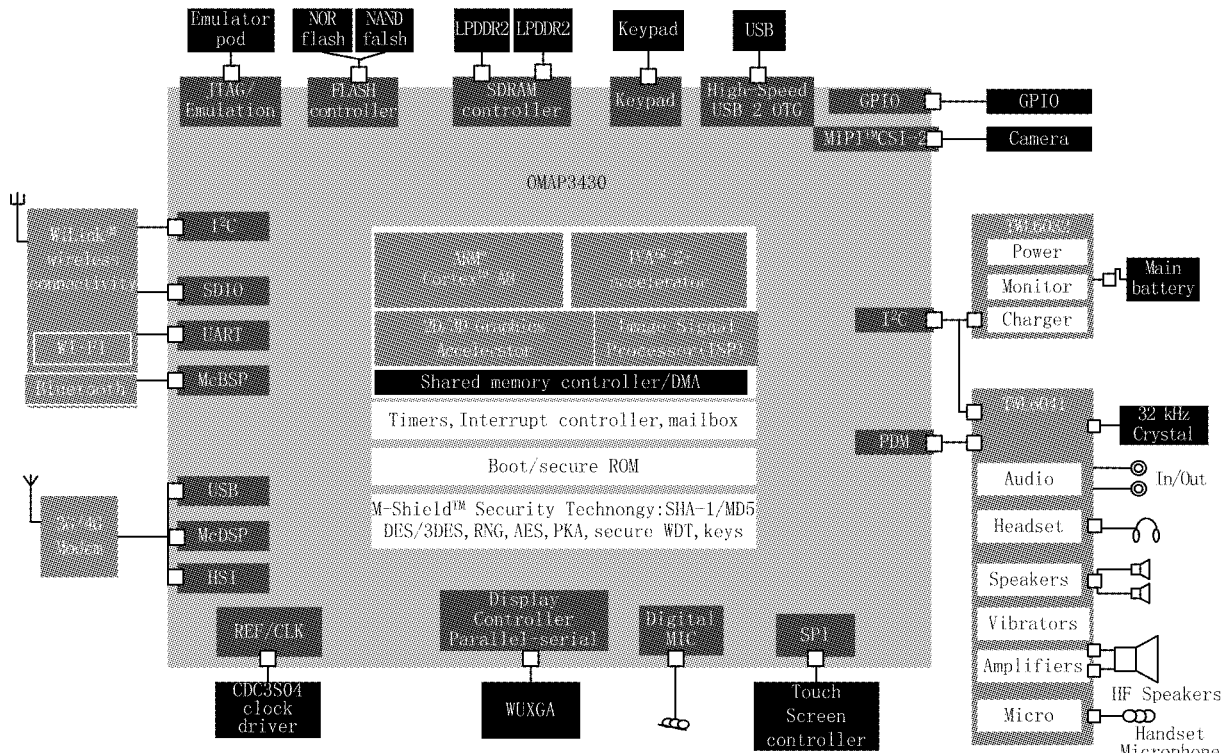


图3 生产质量监控移动终端的硬件结构图

移动终端内置了与车间产品质量检测设备(如数字游标卡尺、条码扫描枪等)的集成接口模块。当需要与某个检测设备集成时,终端通过 USB 接口与设备串口连接,同时移动终端作为上位机切换到相应的功能模式,按照该检测设备厂商提供的通讯协议完成初始化(包括波特率、起始位、数据位、停止位和奇偶校验等),检测设备作为下位机对产品质量数据进行采集,通过连接端口移动终端对直接获取检测到的

数据信息进行相应处理,并通过车间局域网实时上传到管理端,从而实现车间质量信息数据的实时采集。

本移动终端不仅可与数显设备(如数字游标卡尺、数字螺旋测微仪等)实现有效集成,通过调用相应设备的集成通讯接口,还可与其他设备(如自动检测设备、数控机床)集成,从而实时获取机加产品在不同工序阶段的外形尺寸、粗糙度等数据。图 4 所示为移动终端与设备集成连接示意图。

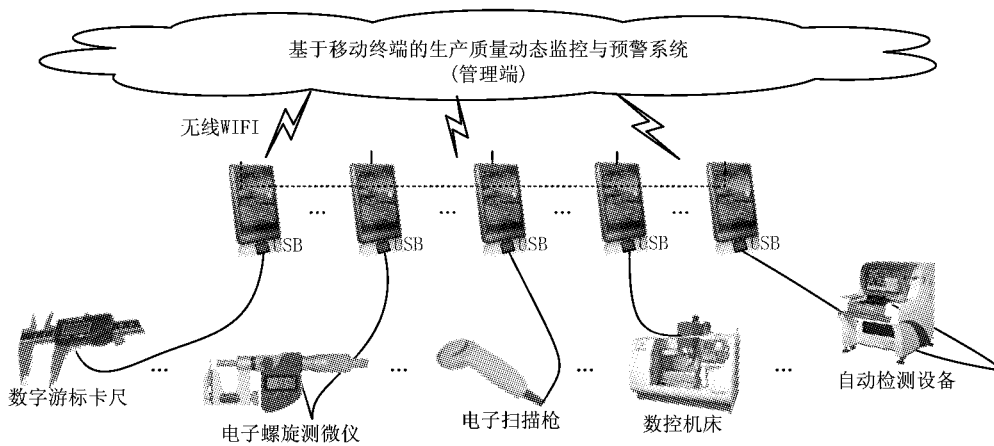


图4 移动终端与设备集成连接示意图

3.3 基于移动终端的产品生产质量预警模型及算法实现研究

3.3.1 基于移动终端的产品生产质量预警模型

通过移动终端,管理端可获得每个质量检测节点的产品外形尺寸等数据信息,对于机加产品来说,产品的外形尺寸数据大小是产品合格与否的关键。本文的产品生产质量预警模型就是对产品的外形尺寸数据进行预警,通过分析运算各个工序检测点已上传的产品外形尺寸数据,对未来的产品尺寸数据进行有效预测。

由于机床磨损、刀具损耗等各种因素都会对产品质量产生影响,产品质量变化具有非线性、时变性和不确定性等特点,而传统的数学模型是用现成的数学表达式加以描述,并不具备自学习、自适应能力和预测系统鲁律性,很难建立一个合适的数学模型来预测产品质量。基于神经网络的非数学模型预测法以其分布式并行处理、自适应、自学习、联想记忆和非线性映射等优点,为解决这一问题开辟了新途径。人工神经网络具有以任意精度逼近任一非线性函数的特性及通过学习历史数据建模的优点。图 5 所示为基于移动终端的产品生产质量预警模型。

在通过神经网络对产品质量信息进行预警的算法实现阶段:

(1)管理端需对各个移动终端采集的信息进行有效分类整合及预处理,剔除质量问题偏差较大的扰动因素,将工件的检验质量数据整理为二维矩阵

$$Data = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & X_{13} & \cdots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} & \cdots & X_{2n} \\ X_{31} & X_{32} & X_{33} & \cdots & X_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \end{bmatrix}。$$

式中 X_{ij} 表示第 i 个工位检验点检测到的第 j 个产品质量数据。

(2)判断每组预测结果是否在质量标准范围之内。

$$X = \begin{bmatrix} X_{1(G+1)} \\ X_{2(G+1)} \\ X_{3(G+1)} \\ \vdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Elman(x_{11} \ x_{12} \ x_{13} \ \cdots \ x_{1i}) \\ Elman(x_{21} \ x_{22} \ x_{23} \ \cdots \ x_{2i}) \\ Elman(x_{31} \ x_{32} \ x_{33} \ \cdots \ x_{3i}) \\ \vdots \end{bmatrix}$$

$$VS \bar{M}, \bar{M} = \begin{bmatrix} \bar{M}_1 \\ \bar{M}_2 \\ \bar{M}_3 \\ \vdots \end{bmatrix}。$$

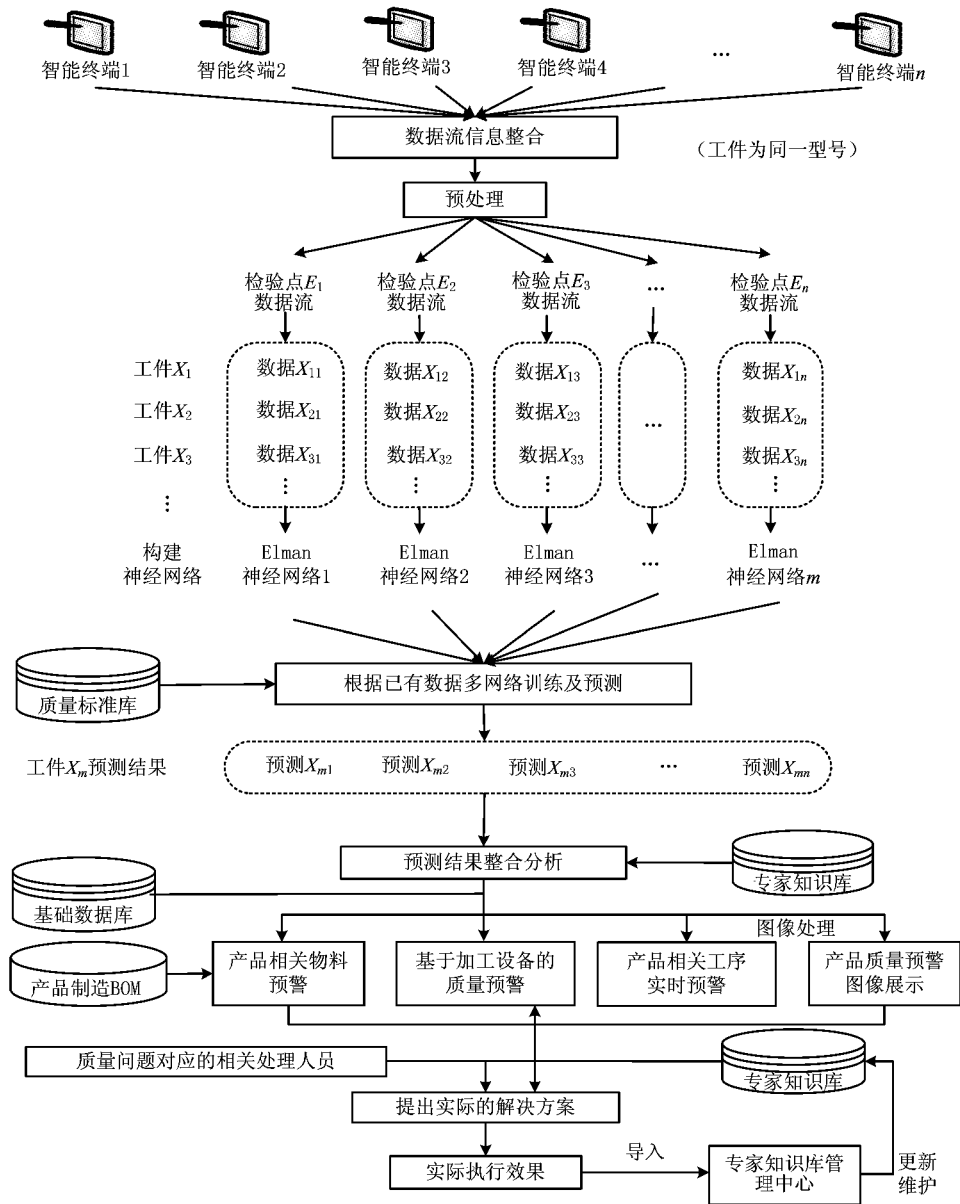


图5 基于移动终端的产品质量预警模型

式中： $X_{1(i+1)}$, $X_{2(i+1)}$ 和 $X_{3(i+1)}$ 表示根据每个检验点已知的检验数据，通过 Elman 神经网络进行预测，从而得到未来产品的数据信息； \bar{M}_1 , \bar{M}_2 和 \bar{M}_3 表示每个检测工位点所对应的标准区间，其中：

$$\bar{M} = \begin{bmatrix} \bar{M}_1 = [m_{1l}, m_{1m}] \\ \bar{M}_2 = [m_{2l}, m_{2m}] \\ \bar{M}_3 = [m_{3l}, m_{3m}] \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix}.$$

式中： m_{1l} , m_{2l} 和 m_{3l} 表示每个检测工位点质量标准区间的下确界； m_{1m} , m_{2m} 和 m_{3m} 表示每个检测工位点质量标准区间的上确界。

如果 $X_{1(i+1)} \in \bar{M}_1$ ，则说明未来该工位产品的质

量数据符合标准，依次类推。如果 $X_{1(i+1)} \notin \bar{M}_1$ ，则说明未来该工位产品的尺寸将会出现异常，需要根据该工位点和预测的质量数据，从专家知识库中搜寻问题原因及解决方案并做出响应；如果无法从专家知识库中找到该检测点的解决方案，则管理人员也可以根据预测结果提前做出预案，从而减少产品质量异常情况的发生，其他工位点依次类推。

通过产品质量预警结果再结合系统及产品基础数据信息，可以实现对与产品质量相关的其他方面的预警，根据预警结果，管理人员结合专家知识库，提出质量问题的解决方案并进行实施，根据执行效果反馈及分析，更新并丰富专家知识库，提升系统的

总体智能性。

3.3.2 基于 Elman 神经网络的产品质量预测算法原理及实现

(1) Elman 神经网络预测算法原理

Elman 神经网络是 Elman 于 1990 年提出的一种反馈型神经网络,该模型在前馈式网络的隐含层中增加了一个承接层作为一步延时的算子,以达到记忆的目的,从而使系统具有适应时变特性的能力,能直接动态反映动态过程系统的特性^[15]。采用 Elman 神经网络预测与 BP 神经网络模型类似,首先

要对各个权值进行初始化处理,然后对数据进行归一化处理,接着进行神经元的计算。Elman 算法的原理就是输入层样本经过隐含层处理后,在输出层将输出结果与实际结果做比较,若两者之差不在误差范围内,则进入反向传播过程。在反向传播时将误差按原来正向传播的通路反向传回,同时对各个隐含层神经元的权值系数进行修正,从而使误差系数趋于最小^[16],达到 Elman 神经网络自学习的目的(如图 6)。

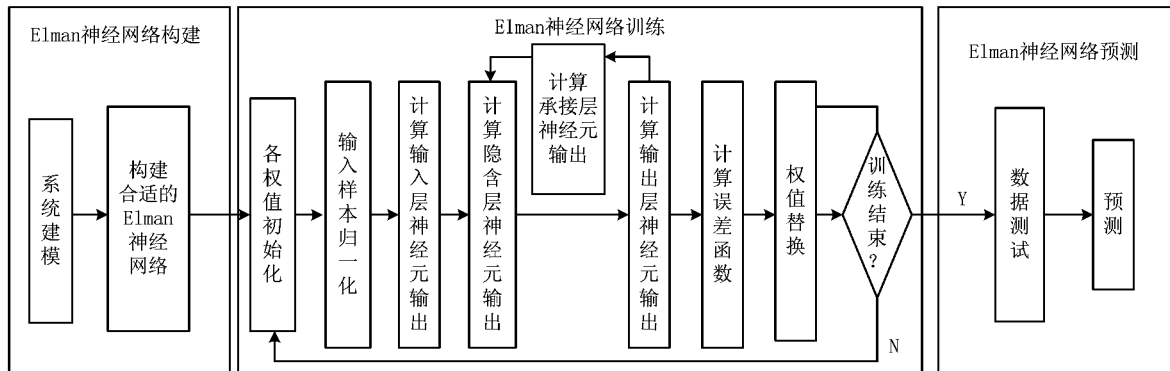


图6 Elman神经网络算法流程图

Elman 神经网络具有以上优点,适用于产品质量预测。根据已有的产品质量数据信息,确定反馈神经网络的输入节点和输出节点,通过训练神经网络来反映产品质量的内在规律,从而达到预测未来产品质量区间的目的。

(2) 基于 Elman 神经网络的产品质量预测算法实现

1) 根据 3.3.1 节的产品质量预警模型,分别将分布在每个产品质量检测点的移动终端已上传的产品外形尺寸数据流进行归一化,作为每个 Elman 神经网络的输入向量 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in})^T$ 。

2) Elman 神经网络初始化,输入向量从输入神经元进入网络,经过隐含层计算输出值。

$$net_i = \frac{1}{1 + e^{-[\omega^1 net_{c(i-1)} + \omega^2 x_{(i)}]}}$$

式中: net_i 是 x_i 输入网络后隐含层的输出矩阵; $net_{c(i)}$ 指 x_i 经过隐含层后和承接层处理后产生的信息矩阵,初始化为 0。

3) 将得到的数据传递给传出层,并输出误差。误差计算公式为

$$E(a) = \frac{1}{2} (y_a(a) - y(a))^T (y_a(a) - y(a))$$

4) 当误差大于预定的尺寸质量误差阈值时,用误差修正各个权值矩阵。Elman 算法中常用梯度下降法修正权值,即 $\Delta\omega = \frac{\partial E}{\partial \omega} = -\eta \delta x_i$, 然后修正各层权重,即 $\omega(t+1) = \omega(t) + \alpha \omega(t)$ 。

重复以上算法,直到误差达到或小于预定的阈值,此时 Elman 神经网络训练完成。

5) 分别将每个终端检测点最近上传的几组产品尺寸数据作为输入向量 $\mathbf{X}_m = (x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{m(i-1)})^T$, 分别代入对应已训练好的 Elman 神经网络 $y_i(a)$, 即可得到对应检测点产品外形尺寸预测值 x_{mi} , 进一步将预测得到的数据添加到输入向量,继续预测接下来的几组数据。

6) 通过移动终端不断上传,产品的外形尺寸数据量不断增加,需要将刚上传的产品外形尺寸数据整合成新的输入向量,重复以上步骤,对 Elman 神经网络进行训练,提升产品质量动态预警效果。

由于 Elman 神经网络算法需要循环迭代,算法过程复杂,而 MATLAB 软件已经集成了 Elman 型神经网络函数^[17], 根据上述原理及方法,管理端系统可以通过 MATLAB 软件接口调用 Elman 神经网络函数,完成对产品外形尺寸信息的预测。

将预测结果与其合格范围作比较,当出现异常时结合专家知识库等做出预警和响应,从而降低不合格品率,提高产品的质量。

4 应用实例

为了验证以上预警方法及系统的有效性,本文结合重庆市某公司基于移动终端的机加车间生产质量信息实时管控支持系统的研发,将以上预警方法及系统在该公司进行了实际应用。该企业主要从事摩托车发动机连杆制造加工和销售,近年来,随着市场竞争的日趋激烈,客户对产品的质量要求越来越严格,这时企业在产品质量监控过程中逐渐暴露出了车间层无法及时将监控信息反馈到管理端、管理端响应滞后、缺乏对质量的实时统计分析以及智能预警响应等问题,严重影响了企业的产品质量,削弱了企业的综合竞争力。基于以上原因,该公司实施了基于移动智能终端的车间产品质量监控与预警系统,对摩托车发动机连杆制造加工各工序尺寸进行了监控和预警。

4.1 系统的实施及应用

(1)应用环境搭建及系统初始化 首先,工厂搭建车间 WIFI 无线局域网,为移动终端与管理端提供无线信息交互环境。根据工件本身的特点,将移动终端部署到关键工序质量检测节点,由于每个 Android 移动终端设备出厂时都会有一个唯一的设备序号,当移动终端与管理端进行信息交互时,终端上传或下载信息请求时附加上其设备序号,这样管理端可以根据终端设备序列号进行辨识并进行有效处理。终端初始化时需进行注册,实现终端与对应工序检测节点的信息绑定。

(2)数据信息采集 该企业以生产摩托车离合器的铝合金零配件为主,各检测点主要检测摩托车离合器的铝合金零配件外形尺寸是否合格,为使管理端能实时获取移动终端采集到的数据,从而做出有效预警,移动终端通过 USB 接口与数字游标卡尺实现了串口连接,移动终端直接获取测量结果,处理后通过 WIFI 实时上传到管理端,从而完成产品尺寸数据的实时采集(如图 7)。

(3)产品质量预警 当预测发现产品摩托车发动机的连杆大头孔两端面厚度加工工序尺寸异常时,管理端可做出预警响应(如图 8)。

(4)产品质量异常处理 当预测发现异常时,管理端调用专家知识库、找出解决方案,同时向异常检

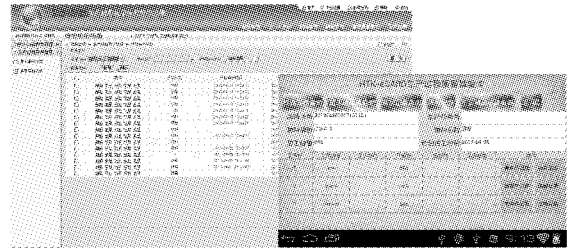
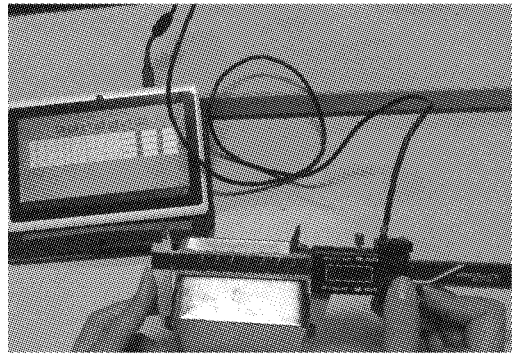


图7 移动终端与游标卡尺集成检测

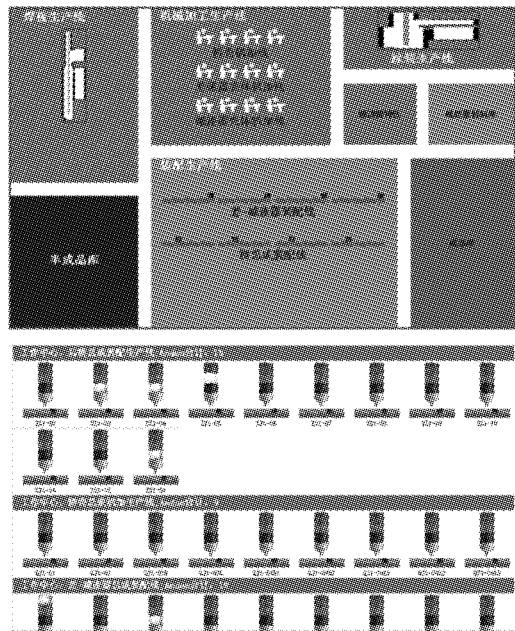


图8 产品质量异常实时预警

测点的移动终端发送视频请求,移动终端获取请求提示信息并打开视频采集功能模块,管理端即可实现对车间的远程视频监控,协助解决问题(如图 9)。

(5)产品质量统计分析 系统运行后管理端可对一种终端采集的数据进行有效的统计分析,使企业上层人员直观获取产品的生产进度及质量信息,以便做出更合理的决策(如图 10)。

4.2 预警原理及方法的有效性验证

为验证以上预警原理及方法的有效性,以该公

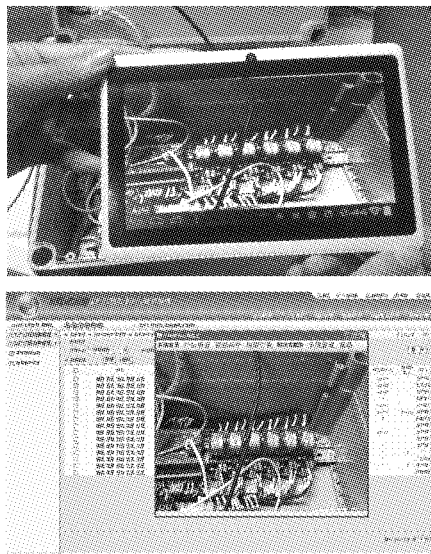


图9 远程视频监控与异常诊断模块

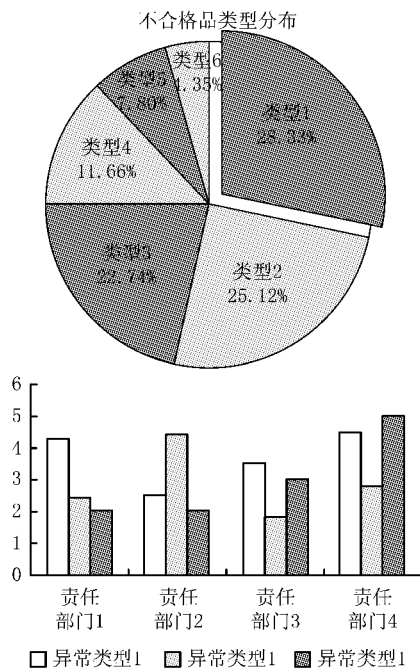


图10 产品生产质量统计分析

司生产的某摩托车发动机的连杆大头孔两端面厚度的粗加工、半精加工及精加工工序尺寸为例,对各检测点下一步产品尺寸数据进行预测验证,其检测结果数据如表 2 所示。

根据本文所述原理及方法,利用前 11 组零件的检测数据作为网络训练样本,每 5 组零件的检测结果作为输入向量,第 6 个零件的检测结果作为目标向量,得到六组训练样本,设定神经元个数为 10。管理端通过 MATLAB 软件接口,调用 Elman 型神经网络函数进行运算。

表 2 三个检测点数据

工件名称	检验点 1	检验点 2	检验点 3
工件 1	26.65	23.85	23.77
工件 2	26.57	23.87	23.82
工件 3	26.54	23.87	23.77
工件 4	26.51	23.88	23.83
工件 5	26.51	23.88	23.85
工件 6	26.42	23.93	23.84
工件 7	26.38	23.97	23.77
工件 8	26.41	24.00	23.78
工件 9	26.40	23.99	23.77
工件 10	26.37	24.00	23.79
工件 11	26.33	24.04	23.78
工件 12	未知	未知	未知

通过实际运算,得到下一个摩托车发动机的连杆大头孔两端面厚度在三个检测节点的预测值(单位:mm):26.365,24.040,23.785。实际中,下一个摩托车发动机的连杆大头孔两端面厚度的粗加工、半精加工及精加工在三个检测节点的尺寸值为 26.37,24.05,23.78。因此采用 Elman 型神经网络预测误差为 0.005,0.01,-0.005。

经过实际运算得知,采用 Elman 型神经网络的预测值和实际结果非常接近,预测误差在可接受的范围之内,因此具有很高的实际应用价值。可进一步将预测得到的数据作为输入值,继续对接下来的几组数据进行预测。此外,Elman 型神经网络样本的追加能力强,并且可以容忍个别错误的样本,通过加大样本量,事先剔除错误数据,可以进一步提高预测结果的准确性。

通过系统的成功应用,企业取得了明显的经济效益。据该企业统计,由于产品质量得到了有效的监控与预警,公司废品率由原来的 1.2%降低到了现在的 0.3%,企业生产成本降低了 3.2%,企业准时交货率得到明显提升,企业综合竞争力得到大幅提升。

5 结束语

本文针对传统机加车间产品生产质量统计效率低、无法实时监控及有效预警困难等问题,结合已有的研究成果,提出一种基于移动终端的机加车间生产质量信息实时管控支持系统,建立了该系统的体系结构。该系统的移动终端采用 Android 平台,具有价格低廉且可与检测设备的集成等优点,同时对

移动终端软硬件及与检测设备的集成技术、基于移动终端的机加车间生产质量动态监控与预警实现技术框架、基于移动终端的多点实时智能神经网络预测模型及算法实现等进行了研究,实现了对产品质量动态监控及预警。最后将该系统应用于重庆市某制造企业,取得了良好的应用效果。此外,该系统具有可扩展性,下一步将与企业上下游供应链进行实时信息共享及有效整合,提升协同生产效率,提高企业竞争力。

参考文献:

- [1] JIANG Xingyu, ZHANG Yang, ZHAO Kai, et al. Research on multi-type&small batch oriented process quality control system under network environment[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics. New York, N. Y., USA: IEEE, 2008: 869-874.
- [2] WU Xiuli, LI Shujian. Mass variety and small batch scheduling in the flexible job shop[C]//Proceedings of the 2009 International Conference on Biomedical Engineering and Informatics. New York, N. Y., USA: IEEE, 2009: 1-7.
- [3] XIA Xiaopeng. Study and design of manufacturing execution system applied to discrete manufacturing[D]. Chongqing: Chongqing University, 2009(in Chinese). [夏晓鹏. 离散制造业制造执行系统(MES)研究与设计[D]. 重庆:重庆大学, 2009.]
- [4] ZHOU Zhen, MA Dezhong, YU Xiaoyang, et al. The fuzzy FMECA method is used to analysis of product reliability[J]. Electric Machines and Control, 2010, 14(10): 89-99(in Chinese). [周真, 马德仲, 于晓洋, 等. 用于产品可靠性分析的模糊FMECA方法[J]. 电机与控制学报, 2010, 14(10): 89-99.]
- [5] ZHANG Y, YANG M S. A coordinate SPC model for assuring designated fit quality via quality-oriented statistical tolerancing[J]. Computers and Industrial Engineering, 2009, 57(1): 73-79.
- [6] ZHANG Genbao, REN Xianlin, LI Ming, et al. Dynamic MES and the quality traceability system based on CAPP[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(2): 349-355(in Chinese). [张根保, 任显林, 李明, 等. 基于MES和CAPP的动态质量可追溯系统[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(2): 349-355.]
- [7] ZHANG G B, RAN Y, REN X L. Study on product quality tracing technology in supply chain[J]. Computers& Industrial Engineering, 2011, 80(4): 863-871.
- [8] SHI X J, LI F T, ZHANG Y, et al. Quality control and tracing system of automotive airbag flexible assembly line[J]. Key Engineering Materials, 2011, 455: 66-71.
- [9] KONG Fansen, CHEN Qinlong, LIU Peng. The assembly line of the tracing method quality accident[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2010, 36(10): 1297-1304(in Chinese). [孔繁森, 陈钦龙, 刘鹏. 装配生产线人因质量事故的追溯方法[J]. 北京工业大学学报, 2010, 36(10): 1297-1304.]
- [10] ALANEME K K, ADEWUYI B O, OFOEGBU F A. Failure analysis of mould dies of an industrial punching machine[J]. Engineering Failure Analysis, 2009, 16(7): 2043-2046.
- [11] ZHANG Yingfeng, ZHAO Xibin, SUN Shudong, et al. Implementing method and key technologies for IoT-based manufacturing execution system[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(12): 2635-2641(in Chinese). [张映锋, 赵曦滨, 孙树栋, 等. 一种基于物联网技术的制造执行系统实现方法与关键技术[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(12): 2635-2641.]
- [12] ARM Holdings. ARM Processor Selector[EB/OL]. (2013-06-10)[2013-11-02]. http://en.wikipedia.org/wiki/ARM_architecture.
- [13] ARM Ltd. ARM Processor Survey[EB/OL]. (2012-01-10)[2013-11-12]. <http://infocenter.arm.com/help/index.jsp?topic=/com.arm.doc.ddi0222b/index.html>.
- [14] CONTI J P. The androids are coming[J]. Engineering & Technology, 2008, 3(9): 72-75.
- [15] MATLAB Chinese Forum. MATLAB neural network analysis of 30 cases[M]. Beijing: Beihang University Press, 2010: 170-175(in Chinese). [MATLAB中文论坛. MATLAB神经网络30个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2010: 170-175.]
- [16] WANG Deming, WANG Li, ZHANG Guangming. Short-term wind speed forecast model for wind farms based on genetic BP neural network[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2012, 46(5): 837-904(in Chinese). [王德明, 王莉, 张广明. 基于遗传BP神经网络的短期风速预测模型[J]. 浙江大学学报:工学版, 2012, 46(5): 837-904.]
- [17] HAN Qingyu. Localization technology and application based on elman neural networks of wireless sensor networks[D]. Jinan: Shandong University of Finance and Economics, 2012(in Chinese). [韩庆玉. 基于Elman神经网络的无线传感器网络定位研究与应用[D]. 济南:山东财经大学, 2012.]

作者简介:

尹超(1974—),男,四川资中人,教授,博士生导师,研究方向:制造系统工程和制造业信息化等, E-mail: ych925@cqu.edu.cn;
 王明远(1987—),男,安徽亳州人,硕士研究生,研究方向:制造系统工程和网络化制造等;
 李孝斌(1987—),男,重庆南川人,博士研究生,研究方向:制造系统工程及网络化制造;
 尹翰坤(1985—),男,四川资中人,博士研究生,研究方向:制造系统工程及网络化制造。