

基于数字孪生的产品生产质量管理方法研究^①

金寿松^② 刘星琪 吴容吉 邢瑞花 王亚良^③

(浙江工业大学机械工程学院 杭州 310023)

摘 要 针对现阶段质量管理过程缺少反馈机制、管理存在滞后性等问题,在传统质量管理模式基础上,提出一种基于数字孪生的产品质量管理方法。构建了物理生产车间、虚拟生产车间、车间质量孪生数据和车间质量管理体系相协同的产品质量数字孪生模型,并对数字孪生模型的运行机制进行了阐述。通过对数据采集融合的方法进行设计形成车间质量孪生数据,并利用灰色预测模型实现对未来质量数据的预测,再通过案例推理模型实现对异常数据的诊断。以齿轮生产过程质量诊断为例,对齿轮加工质量进行分析。最后,搭建了质量管理体系验证了本文方法的可行性及有效性,实现了产品质量的预测诊断功能,提升了产品质量管理的智能化、实时化和可视化,并为大数据下的质量知识挖掘奠定了基础。

关键词 数据分析;预测诊断;数字孪生;案例推理;质量管理

0 引言

以制造业为主的实体经济,决定了国家的经济实力和健康水平^[1],而我国机械制造仍与世界强国存在差距^[2]。随着制造业的发展,数字化生产和监控设备引入生产制造现场,产生大量反映生产过程状态的数据。因此质量管理将趋向数字化,如何在质量管理中融入新技术,为产品质量提供有力保障成为迫切需要解决的难点和痛点。

现有数字化质量管理研究中,吕君等人^[3]利用 GeneXus 工具开发了基于 MES 的质量管理系统,实现了数据自动采集、统计、控制等功能。周振贵等人^[4]开发质量监控软件,实现数据的实时监控、报警,但该方法并不能对质量问题进行分析提出改进方案。郑唯唯等人^[5]讨论了人工神经网络等理论与方法在过程质量智能化控制中的应用,但存在预测与诊断相脱离的问题。质量管理在动态性、复杂性、数据分析等方面仍存在问题,缺少对数据的实时

感知以及质量相关的数据库,无法对大数据进行分析决策进而从产品质量的各个阶段进行控制及优化。

2011 年,Michael^[6]提出数字孪生体概念。2016 年 Schroeder 等人^[7]将数字孪生技术应用于工业领域。文献[8,9]将数字孪生运用到系统建模仿真过程中,降低了仿真过程的复杂程度。Morse 等人^[10]应用数字孪生技术进行产品设计及加工过程模拟,提高了对产品的管控。陶飞等人^[11]提出了数字孪生车间概念以及数字孪生的五维模型^[12],对数字孪生车间的主要组成进行了研究分析。武颖等人^[13]利用数字孪生技术对复杂产品装配过程中质量管控时效性差、缺乏预测性等问题进行了改进。Weyer 等人^[14]运用物联网与数字孪生技术实现了物理世界与信息世界的互联互通。综上所述,数字孪生技术研究集中在理论框架、数字孪生模型建立、装配、维护等领域,在质量控制方面还有很大研究空间。

本文利用数字孪生技术构建物理生产车间、虚拟生产车间、质量孪生数据、生产管理系统相协调的

① 国家 863 计划(2015AA043002)和国家自然科学基金(51605442)资助项目。
② 男,1965 年生,博士,副教授;研究方向:机械设计和智能制造;E-mail: jinshs@zjut.edu.cn。
③ 通信作者,E-mail: wangyaliang@zjut.edu.cn。
(收稿日期:2020-11-05)

质量管理模型。通过设计车间加工数据的采集融合方法形成质量管理数据库,可对产品质量进行追溯及质量相关知识挖掘,消除信息孤岛。结合数字孪生体中建立的灰色理论模型进行实时交互分析,再通过案例推理模型实现异常数据诊断,达到对产品生产质量实时预测诊断的目标,并反馈到质量管理服务系统进行集中控制、优化,实现产品质量控制的智能化、实时化。

1 产品生产质量管理流程设计

1.1 传统产品质量管理流程

目前生产过程质量管理多基于制造执行系统 (manufacturing execution system, MES)。传统的 MES 系统中,实现质量控制主要由质量计划、产后质量检查、过程统计和统计报表 4 个方面组成,具体流程如图 1 所示。首先管理人员根据历史经验制定质量计划,加工后通过检验、整理得到控制图以及统计报表。传统的质量管理存在质量管理过程缺少预测能力及反馈机制,管理过程存在严重滞后性,质量管理数据不完整,没有形成信息闭环。

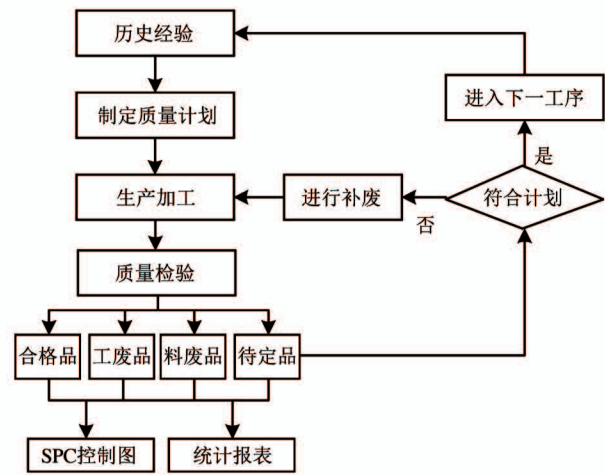


图 1 传统 MES 工序质量控制流程

1.2 基于数字孪生的产品生产质量管理流程

数字孪生技术是一个集成多物理量、多尺度、多概率的仿真过程^[15]。本文提出基于数字孪生的产品生产质量管理方法,分为 3 个阶段,即加工前质量预测、加工中质量监控优化和质量知识挖掘。具体流程如图 2 所示。

首先是加工前质量预测。服务系统根据数据层中工艺资源状态、工艺路线、质量知识库等进行以质量为优化目标的排产,将计划下发虚拟生产车间,与历史加工数据相结合进行加工质量预测分析,如发现质量数据异常,则进行工序质量诊断并反馈到服务层针对问题对排产计划进行调整。

其次是加工中质量监控优化。服务系统将生产计划下发到物理生产车间实时获取物理生产车间质量数据,与车间生产管理系统数据相结合形成的孪生数据。通过虚拟生产车间对未来时刻质量特性值进行分析预测,预测结果出现质量问题时,结合质量诊断模型给出诊断向量,提出改进方法,反馈到车间生产管理系统,对加工状态做出相应调整。产品加工完毕后,对产品进行质量检验,检验的实测值与加工前预测值相比较,如出现较大偏差则对预测模型进行调整,对出现的不合格产品追溯加工过程进行质量诊断找出原因,分析优化方案,反馈到数据层加强知识库,提高质量分析能力。

最后是质量知识挖掘。在产品加工中物理生产车间、虚拟生产车间以及车间生产管理系统反馈到数据层的质量数据通过融合形成产品生产质量知识库。同时形成的知识库反之应用于各个阶段,为各个阶段进行质量分析诊断提供数据基础以及理论依据。

利用数字孪生生产质量管理方法,一方面可实现生产过程中的质量信息交互融合,通过历史数据进行质量知识挖掘;另一方面可实现产品在整个生产过程中生产质量数据的实时监控与预测,提前发现未来时刻生产过程中可能出现的质量问题,并根据分析诊断提供可靠的优化方案反馈到生产管理系统,以提前消除可能会引起的质量波动或者产生不合格产品的因素,从而提高产品质量。

2 生产质量管理模型构建

产品生产中采用数字孪生的信息制造技术,通过物理生产车间与虚拟生产车间的相互真实映射与实时交互,从而实现物理生产车间、虚拟生产车间、车间生产管理系统三者之间要素、流程、数据的集成

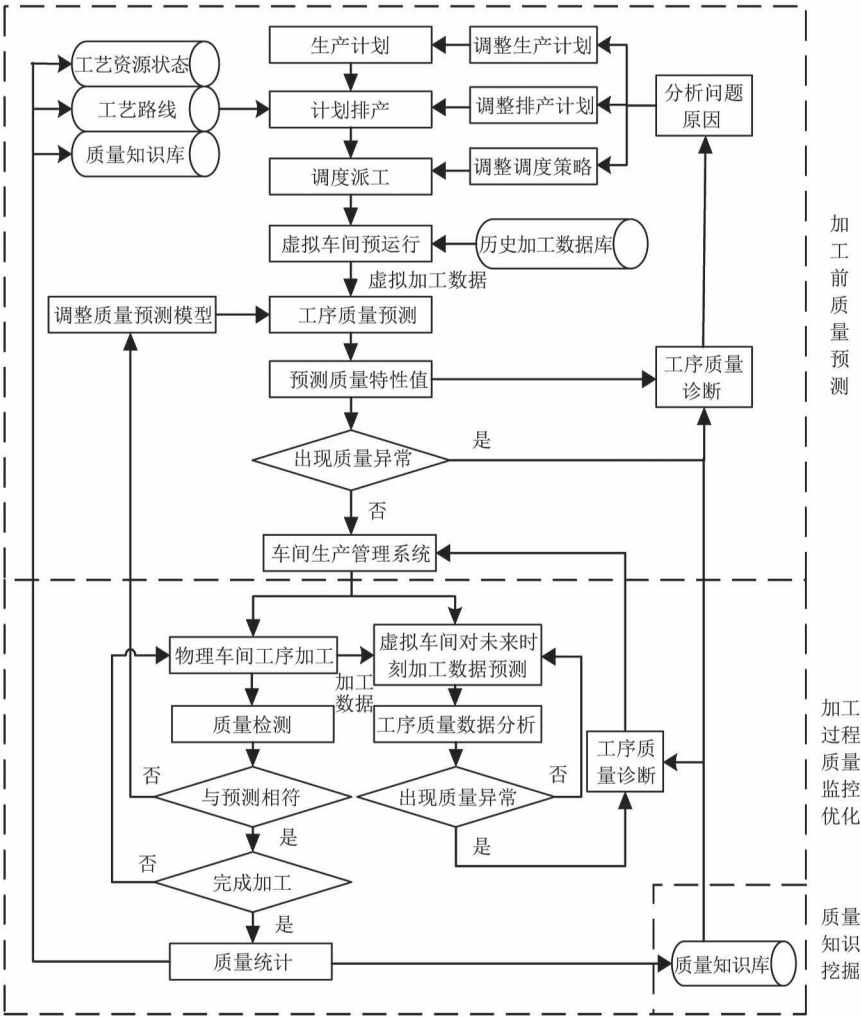


图2 基于数字孪生质量管理流程图

和融合的新型车间管理方法。物理生产车间是在传统的生产车间基础上增加多源异构实时数据的感知接入设备,由车间厂房、机器设备、人员、物料等组成,是数字孪生车间模型的实体部分。虚拟生产车间是通过几何、行为、规则等模型对物理生产车间的虚拟映射。由仿真软件对物理生产车间的高度还原的虚拟模型,是实现数字孪生模型的关键组成部分。车间生产管理系统是负责生产要素、生产计划、生产过程等的管控与优化,从而提高车间生产效能的管理系统,是数字孪生模型有效运作的中枢部分。通过物理生产车间数据、虚拟生产车间数据、车间生产管理系统数据以及三者相互融合的数据组成车间质量孪生数据,实现消除信息孤岛的作用,是数字孪生模型各部分的连接纽带。

为实现生产过程中质量数据的采集、分析及反

馈,针对产品生产过程建立质量管理数字孪生模型,如图3所示。其中物理生产车间是具有数据实时感知能力的产品生产实体车间。虚拟生产车间是借助仿真建模软件参照物理生产车间的现实情况建立的具有实时仿真、生产质量预测、生产质量诊断功能的虚拟仿真模型。车间生产管理系统是产品生产过程的制造执行系统。由物理生产车间产生的实际加工数据、虚拟生产车间产生的仿真预测数据、车间生产管理系统产生的车间管理数据以及三者相互融合的数据组成的车间质量孪生数据,将物理生产车间、虚拟生产车间、车间生产管理系统紧密联系在一起。物理生产车间与车间质量管理体系产生的实时生产质量数据生成车间质量孪生数据并且储存,然后依靠虚拟生产车间,对车间生产管理系统中的车间质量孪生数据对未来时刻生产质量进行质量预测、质

量诊断、质量监控、质量统计等分析,且将所形成的质量分析结果反馈到车间生产管理系统。车间生产管理系统根据分析结果对物理生产车间进行改进调控,如此循环反复,从而实现产品生产过程物理空间

与信息空间的交互融合,构成产品生产质量管理数字孪生模型。实现对产品生产过程质量的实时预测、反馈与监管,从而提高产品质量与生产效能。

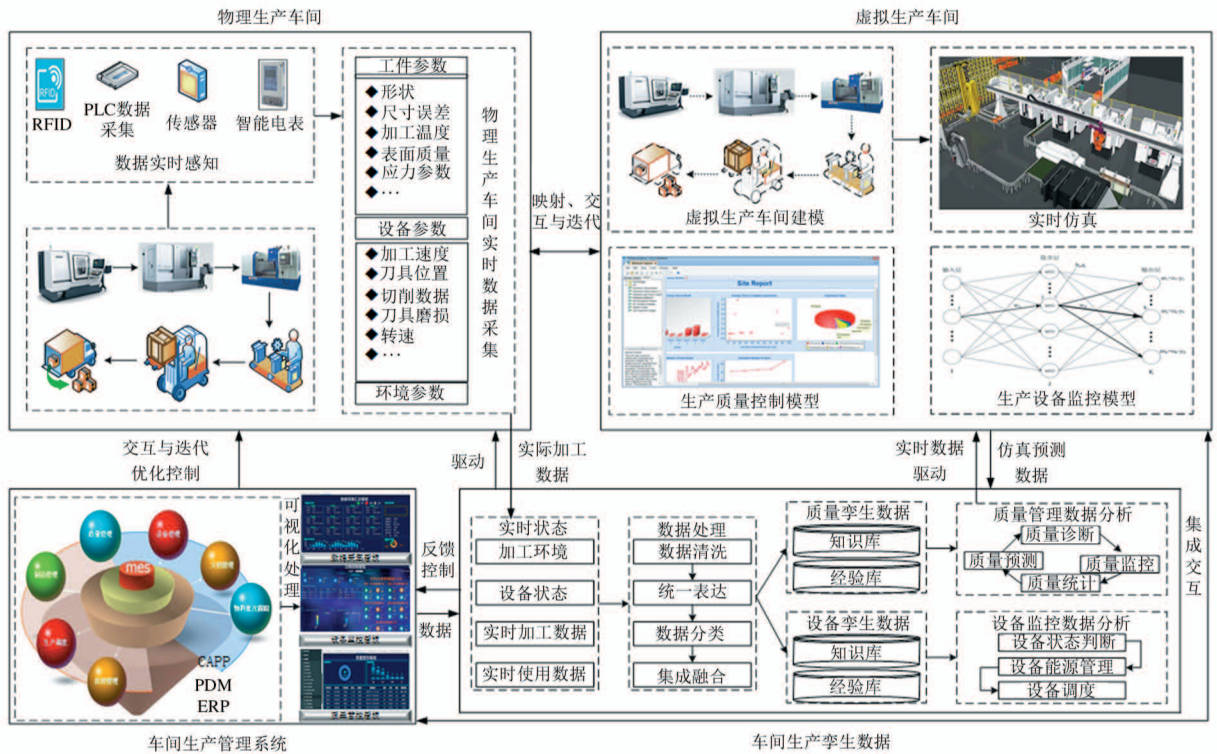


图 3 产品生产质量管理数字孪生模型

3 数字孪生数据采集融合

孪生数据是数字孪生模型的驱动,来源于物理实体、虚拟模型、服务系统^[15]。Thomas 等人^[16]对利用数字孪生技术进行实时数据采集以及数据处理的潜力和优势进行了阐述。产品生产质量数字孪生数据是车间实时生产质量数据、质量虚拟仿真数据、服务层质量数据交互融合后形成的孪生数据,是数字孪生质量管理模型的驱动力量,推动了各个部分的运转。产品生产质量数字孪生数据中车间实时生产质量数据包含车间实际加工过程中通过传感器、可编程逻辑控制器 (programmable logic controller, PLC)、射频识别技术 (radio frequency identification, RFID) 等对生产加工过程进行实时采集的数据;质量虚拟仿真数据包含通过质量预测模型以及质量诊

断模型对产品质量进行仿真、分析的数据;服务层质量数据包含计算机辅助工艺过程设计 (computer aided process planning, CAPP)、MES 等系统与质量相关的数据。如图 4 所示,车间实时生产数据通过 OPC-UA 协议上传至数字孪生数据;服务层质量数据以及虚拟仿真数据将采用可扩展标记语言 (extensible markup language, XML) 或 JS 对象简谱 (javascript objectnotation, JSON) 数据语言,通过企业服务总线

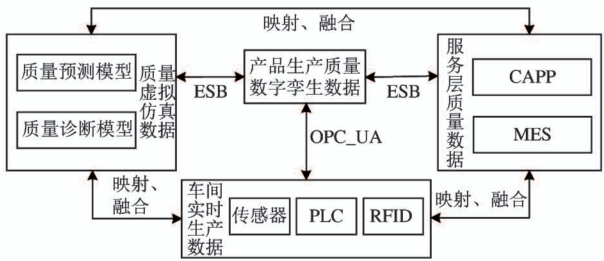


图 4 数字孪生数据构成图

(enterprise service bus,ESB)进行集成,最终形成产品生产质量的数字孪生数据。

质量数据存在多源异构的特性。在采集过程中,本文将多源异构数据分为以下几种类型:数值型、布尔型、字符串型。其中,数值型数据主要反映设备加工过程的状态,如转速、各个轴的位置、进给量等等;布尔型数据主要反映设备的开关机、急停等状态;字符串型数据主要反映 NC 代码、报警内容等信息。相同数据类型统一数据接口,针对不同的数据类型实现接口,在进行设备数据采集时,调用相应的接口即可。

在融合过程中,将数据分为结构化数据及非结构化数据,采用二进制数据替代法来消除非结构化数据的异构性,并将结构数据与非结构数据进行统一表达,最后将统一表达后的数据封装成 JSON 格

式,实现数据的融合。

4 虚拟层产品生产质量优化控制

4.1 基于数字孪生数据的预测诊断流程

实现加工质量异常预测是实现数字孪生质量控制的前提。现有的质量异常控制方法都是利用对已加工数据进行异常分析,在异常出现之后做出响应,有一定的滞后性,并不能完全消除不合格品所产生的浪费。质量预测的过程就是对存在质量问题的数据进行监测、识别。基于数字孪生的质量控制方法就是通过对数字孪生形成的产品生产质量孪生数据进行挖掘分析,通过虚拟层质量控制模型预测出后续质量数据的发展趋势,并提前掌握生产情况做出相应的调整改进。整个预测诊断流程如图 5 所示。

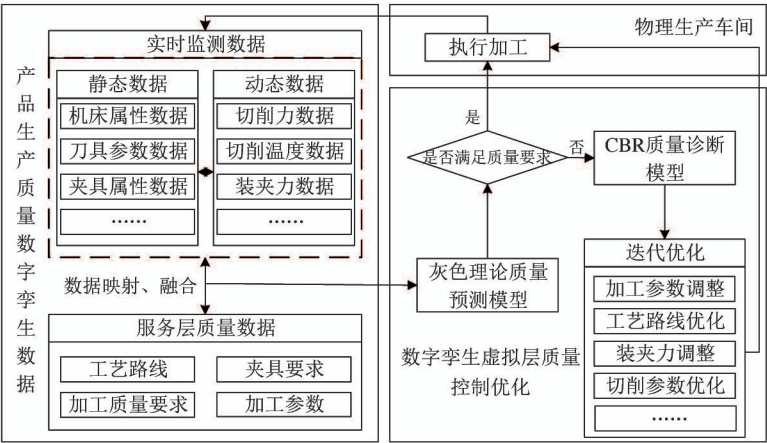


图 5 基于数字孪生数据的预测诊断流程图

通过数字孪生模型实现物理空间与虚拟空间之间的互联互通,利用加工过程实时检测数据与服务层质量数据融合后的产品质量孪生数据导入质量预测模型中进行质量预测。基于预测结果,通过质量诊断模型建立诊断案例与孪生数据案例进行匹配检索,找到质量问题以及改进方法,从而对产品的加工工艺参数和工艺路线进行优化,最终实现产品生产质量的实时管控。优化后的生产数据与孪生数据融合,形成质量管理数据的闭环循环,与此同时产品的加工参数被记录在孪生数据中方便产品的质量追溯。

4.2 灰色理论质量预测模型

生产加工过程十分复杂,质量影响因素众多,难以用数学模型表示质量特性与影响因素之间的关系。因此选用灰色系统理论,在不考虑影响因素情况下,利用少量数据对质量特性变化趋势进行短期预测。通过多源异构数据融合形成的产品生产质量孪生数据对传统灰色模型、新信息灰色模型、新陈代谢灰色模型进行测试,比较三者之间的误差大小,从而择优选择模型进行后续的质量预测。建立灰色质量预测模型实现了对生产数据精度更高、速度更快的质量预测过程。

GM(1,1)是用含有 1 个变量的一阶微分方程

构成的灰模型^[17]。在工序加工过程中,收集的原始质量数据数列,通过一阶累加生成新的数据序列呈现一定的规律,再通过类似指数曲线拟合,具体建模过程如下。

获取原始质量数据生成原始序列:

$$x^{(0)} = \{x^0(1), x^0(2), x^0(3), \cdots, x^0(n)\} \tag{1}$$

通过一阶累加生成序列:

$$x^{(1)} = \{x^1(1), x^1(2), x^1(3), \cdots, x^1(n)\} \tag{2}$$

其中,

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), \quad k = 1, 2, 3, \cdots, n \tag{3}$$

定义灰微分方程:

$$x^{(0)}(k) + \alpha z^{(1)}(k) = \varepsilon \tag{4}$$

其中, $x^{(0)}(k)$ 为灰导数, α 为发展灰数, $z^{(1)}(k)$ 为白化背景值, ε 为灰作用量。

由灰微分方程可得白微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \alpha x^{(1)}(t) = \varepsilon \tag{5}$$

求解微分方程:

$$x^{(1)}(t) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{\varepsilon}{\alpha} \right] e^{-\alpha t} + \frac{\varepsilon}{\alpha} \tag{6}$$

其中 ε, α 可通过已知数据利用最小二乘法确定:

$$\left[\frac{\varepsilon}{\alpha} \right] = [B^T - B]^{-1} B^T - Y_N \tag{7}$$

矩阵 B 为 $x^{(1)}(t)$ 取累加平均值所得, 矩阵 Y_N 为 $x^{(0)}$ 转置矩阵。求解 ε, α 后, 得到预测模型为

$$x(t+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{\varepsilon}{\alpha} \right] e^{-\alpha t} + \frac{\varepsilon}{\alpha} \tag{8}$$

最后, 将所得数据累减还原得到预测结果 x_{t+1}^0 。

由于在加工生产过程中, 实时监测的质量数据不断对孪生数据进行更新, 不同的数据会使得模型有不一样的预测效果。因此, 通过历史数据的测试, 进而选择传统 GM(1,1)、新信息 GM(1,1)、新陈代谢 GM(1,1) 三者中较优模型进行后期预测, 不断更新孪生数据也使预测结果不断优化。

4.3 案例推理质量诊断模型

基于案例推理(case-based reasoning, CBR) 的质量异常诊断方法, 是一个案例检索、案例重用、案例

调整、案例学习的 4R (retrieve、reuse、revise、retain) 模型循环过程^[18]。

采用知识表达的方法将质量异常案例定义为

$$CASE = \langle D, F, S, E \rangle \tag{9}$$

其中, 字母具体含义及结构如表 1 所示。案例特征是案例的主要部分, 本文从质量特性误差率、质量异常模式、5M1E 方面建立质量特征信息 F , 并定义

$$F = U, C, H, M, P, Q, E \tag{10}$$

其中, 质量特性率表示为

$$U = \frac{\text{质量特性值} - \text{质量设计值}}{\text{质量设计值}} \times 100\% \tag{11}$$

表 1 基于特征的质量案例表示结构

案例标识信息 D	案例类别编号
	案例集编号
	案例标号
	异常预测警报时间
	所属工票编号
案例特征信息 F	工件编号
	质量特性误差率 U
	质量异常模式 C
	人员相关信息 H
	设备信息 M
	工艺方法 P
	材料信息 Q
案例方案信息 S	环境信息 E
	诊断结果
案例辅助信息 E	解决方案
	参考信息
	匹配使用次数

质量异常模式包括超出边界以及屡靠边界、渐变模式、跃进模式、链状模式、集中到中心模式、周期变化模式, 将其编号为模式 1、模式 2、……以此类推。人员相关数据信息包括人员的技术等级、人员疲劳程度、人员操作熟练程度等。设备信息包括维护状态、安装偏差、机床转速、精度、磨损误差、热变形、夹具夹紧力等。其中机床维护状态计算公式为

$$\text{维护状态} = \frac{\text{维护周期} - \text{该周期内已运行时间}}{\text{维护周期}} \times 100\% \tag{12}$$

刀具磨损计算公式为

$$\Delta V(\Delta t) = Kv^xf^za^zD^nZ^c\Delta t^m \tag{13}$$

式中 K 为磨损系数, v 为主轴转速, f 为进给速度, a 为切削深度, D 为刀具直径, Z 为刃数。并利用粗糙集理论将案例特征值分为数值型、枚举型、逻辑型 3 个方面对质量特征信息进行权重提取。

案例方案信息中包括诊断结果和解决方案 2 个部分。本文采取距离测度方法中的 K 最近邻检索方法作为案例之间的相似度检索方法。将目标案例特征向量视为高维度空间中的点, 在空间中寻找与目标案例相匹配的点, 将超过相似度阈值的案例提取并作为参考。

假设任意目标案例 C_i 表示为

$$C_i = x_1(c_i), x_2(c_i), x_3(c_i), \cdots, x_n(c_i) \quad (14)$$

其中, $x_n(c_i)$ 表示案例 C_i 中的第 k 个特征属性值, 因此 C_i 和任意 C_j 之间的距离为

$$d(C_i, C_j) = \sqrt{\sum_k^n (x_k(c_i) - x_k(c_j))^2} \quad (15)$$

相似度定义为

$$S_{ij} = \frac{\sum \omega_k m_{ij}}{\sum_{k=1}^n \omega_k} \quad (16)$$

其中, n 为属性个数, ω_k 为在案例中第 k 个属性的权值, m_{ij} 为 2 个案例第 k 个属性的相似度。

通过数字孪生模型中车间实时生产质量数据、质量虚拟仿真数据、服务层质量数据不断的交互融合与积累更新形成质量知识库, 获取产品质量相关知识经验从而进行诊断与解决方案的提供。并将信息反馈到服务层进行反思总结, 以便对日后生产过程中质量控制进行优化, 以及案例匹配次数等信息的记载, 方便进行产品质量追溯。

4.4 齿圈生产过程质量管理实例

以某齿轮厂齿圈生产加工过程中精车工序质量控制为例, 对本文所述质量预测及诊断方法进行实例验证。通过 Matlab 建立灰色预测模型, 验证前需在历史加工数据中提取 25 组齿圈精车直径加工数据, 其中 1~10 组数据为训练数据, 11~20 组为测试数据, 如表 2 所示。其中齿圈加工的标准直径为 126.55 mm。

(1) 质量数据的预测

首先, 对数据进行准指数验证。如图 6 所示, 光滑比小于 0.5 的数据占比为 94.74%, 除去前两个时

表 2 齿圈质量数据列表

序号	实际数据/mm	训练数据/mm	残差	相对误差
1	126.5550	126.5550	0	0
2	126.5533	126.5508	-0.0025	1.97545E-05
3	126.5497	126.5511	0.0014	1.10628E-05
4	126.5509	126.5515	0.0006	4.74118E-06
5	126.5463	126.5518	0.0055	4.34624E-05
6	126.5556	126.5522	-0.0034	2.68657E-05
7	126.5516	126.5525	0.0009	7.11172E-06
8	126.5527	126.5529	0.0002	1.58037E-06
9	126.5488	126.5533	0.0045	3.55594E-05
10	126.5560	126.5536	-0.0024	1.89639E-05
11	126.5560	126.5540	-0.0020	1.58035E-05
12	126.5579	126.5543	-0.0036	2.84463E-05
13	126.5567	126.5547	-0.0020	1.58034E-05
14	126.5556	126.5550	-0.0006	4.77878E-06
15	126.5570	126.5554	-0.0016	1.26427E-05
16	126.5582	126.5557	-0.0025	1.97541E-05
17	126.5501	126.5561	0.0060	4.74121E-05
18	126.5555	126.5564	0.0009	7.11150E-06
19	126.5568	126.5568	0	0
20	126.5565	126.5571	0.0006	4.74097E-06

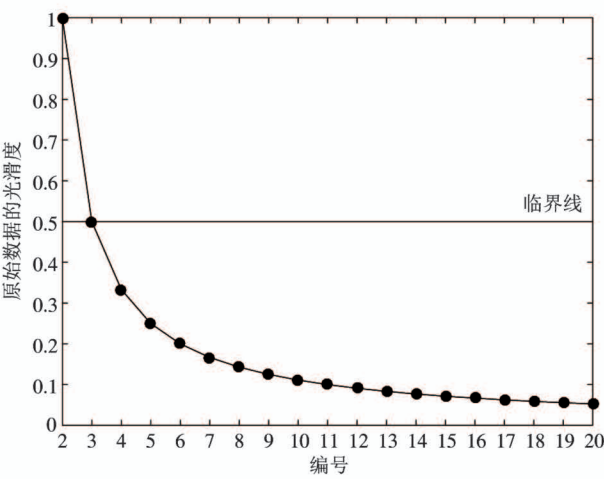


图 6 光滑度曲线图

期外, 光滑比小于 0.5 的数据占比为 100%, 符合数据验证要求。然后, 利用训练数据对 3 个模型进行训练, 并利用测试组数据与训练后的模型对预测数据进行误差分析, 结果如图 7 所示。通过分析可得新陈代谢 GM(1,1) 模型的误差平方和最小。将输出的预测结果与原数据拟合的评价结果如图 8 所

示,平均相对残差为 $1.7211\text{e-}05$,平均级比偏差为 $2.4476\text{e-}05$ 。因此,最终选择新陈代谢 GM(1,1) 模型继续进行后续预测。继续往后预测 5 组数据情况如表 3 所示,通过预测结果可以看出,通过该模型预测出的数据结果与实际生产数据相对误差较小,实现了质量数据的预测功能。

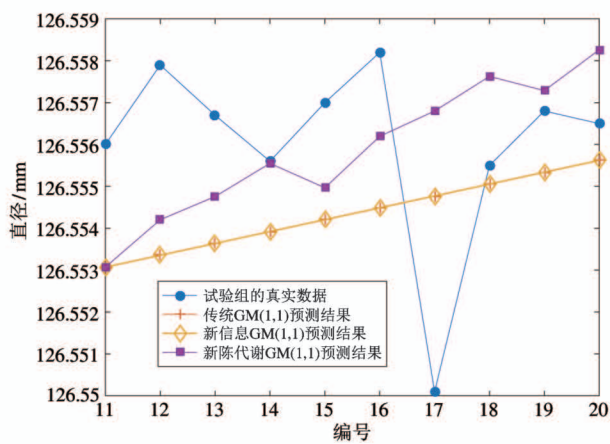


图 7 3 种模型测试数据预测结果比较图

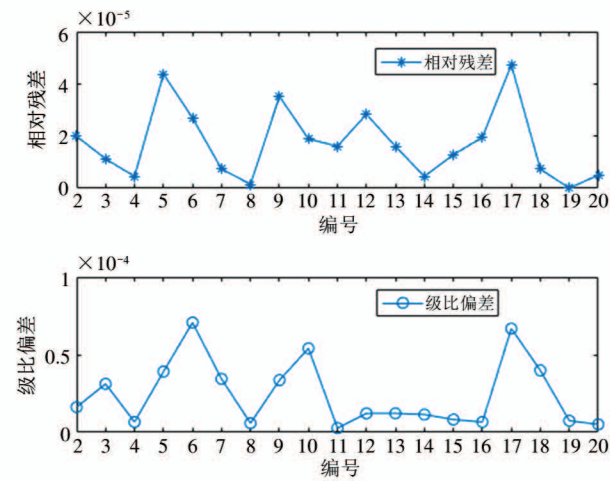


图 8 拟合结果评价图

表 3 齿圈质量预测数据列表

序号	实测数据/mm	预测数据/mm	残差	相对误差
1	126.5595	126.5575	-0.0020	1.58031E-05
2	126.5573	126.5582	0.0009	7.11140E-06
3	126.5586	126.5584	-0.0002	1.58030E-06
4	126.5568	126.5588	0.0020	1.58032E-05
5	126.5591	126.5585	-0.0006	4.74087E-06

(2) 诊断向量的提取

通过对历史加工数据及预测数据的分析,发现质量存在异常。通过 CBR 模型对此时加工过程进行知识表达。通过服务系统以及孪生数据获取案例信息中相关属性的参数取值,如表 4 所示。

表 4 案例知识向量表示

属性	参数	取值
异常预测警报时间	2020 年 8 月 18 日	20200818
所属批次号	0311	0311
工件编号	21	21
质量特性误差率 U	5.92651E-05	5.92651E-05
质量异常模式 C	控制图模式 2	2
人员相关信息 H	操作工工号 2000331	2000331
设备信息 M	齿圈加工模块	M_1 : WeisserAC-2
	刀具编号:430310.2	M_2 : 430310.2-001
	刀具规格:001	M_3 : 55
	刀具磨损:55%	M_4 : 0
	维护状态:良好	
工艺方法 P	精车工艺编号:20	P :20
材料信息 Q	原材料编号:34Cr4	Q_1 : 34Cr4
	硬度:220HB	Q_2 : 220HB
	Rz:15	Q_3 :15
环境信息 E	温度:65℃	E :65,75
	压强:75 mmHg	

(3) 案例检索匹配及方案反馈

通过案例诊断结果在孪生数据历史案例数据库中利用 K 最近邻检索方法寻找相似度最高的案例。最终根据对比发现质量问题的原因是刀具磨损严重,生产温度较高,导致加工精度下降;解决方案为及时补充更换切削液,更换刀具,提升加工精度。最后将完成后的案例储存在案例库中进行扩充。

5 质量管理系统实现与应用

基于以上质量管理方法研究,利用 Microsoft Visual Studio 2008、Microsoft. Net Framework 3.5 技术,开发了齿轮生产质量管理控制平台,如图 9 所示。该平台已应用于某齿轮生产工厂,应用效果较好,对本文提出的基于数字孪生技术的产品生产质量管理方法进行了有效验证,实现了数字孪生车间产品生产质量管理的可视化。



图9 质量管理控制平台示意图

质量管理平台通过实时的数据感知接入与互联互通,实现了对生产状态的实时感应,将收集的生产过程数据以及仿真数据通过数据层整理融合后形成孪生数据上传到管理平台,通过质量预测、诊断模型对数据进行分析,形成全面的质量管理控制信息,并对数据进行可视化处理,实时监测产品的生产质量,形成每个产品各个工序的检测报告,以便后续的质量追踪。并通过控制过程不断丰富质量管理数据,形成质量管理知识库,不断提高质量预测及诊断的准确率。

6 结 论

基于数字孪生的产品质量控制方法实现对生产过程质量监控的实时预测诊断。通过对传统质量管理方法的总结分析,利用数字孪生技术构建多维数字孪生质量生产管理模型,通过3种灰色理论模型的预测比较,选择预测性能最好的模型对质量数据进行预测,实现了生产过程中质量特性的精准预测;并建立CBR模型对预测异常的数据进行诊断分析,达到了在生产过程中提前消除质量异常的目的,改善了传统质量管理的壁垒,提高了产品质量以及生

产过程的可靠性。通过质量管控平台将质量管理控制过程可视化,并且虚拟空间与物理空间融合而成的质量孪生数据为质量知识挖掘奠定了基础,使产品质量管理实现智能化和实时化。

参考文献

[1] 邢学杰. 我国制造业转型升级发展生态环境研究[J]. 当代经济,2018,22:20-23

[2] 赵淑琴. 利用质量管理技术提高产品质量策略研究[J]. 中国设备工程,2019,17:29-31

[3] 吕君. 基于MES的车间质量管理体系研究与开发应用[D]. 杭州:浙江大学机械与能源工程学院,2008:56-67

[4] 周振贵,徐绿清,陶方宇,等. 地电阻率数据内在质量监控软件研发与应用[J]. 电脑编程技巧与维护,2019,1:90-92

[5] 郑唯唯. 过程质量控制智能化体系与方法研究[D]. 西安:西北工业大学管理学院,2006:20-39

[6] GRIEVES M. Virtually Perfect: Driving Innovative and Lean Products Through Product Lifecycle Management [M]. Cocoa Beach /Florida/USA: Space Coast Press, 2011: 85-112

[7] SCHROEDER G N, STEINMETZ C, PEREIRA C E, et al. Digital twins data modeling with automation ML and a communication methodology for data exchange[J]. IF-AC-Papers On Line, 2016, 49(30): 12-17

[8] SCHLUSE M, ATORF L, ROSSMANN J. Experimentable digital twins for model-based systems engineering and simulation-based development[C] //2017 Annual IEEE International Systems Conference, New York, USA, 2017:1-8

[9] SCHLUSE M, ROSSMANN J. From simulation to experimentable digital twins simulation-based development and operation of complex technical systems[C] //IEEE International Symposium on Systems Engineering, New York, USA, 2016:1-6

[10] MORSE E, DANTAN J Y, ANWER N, et al. Tolerancing: managing uncertainty form conceptual design to final product[J]. CIRP Annals Manufacturing Tecnology, 2018, 67(2): 695-717

[11] 陶飞,张萌,程江峰,等. 数字孪生车间——一种未来车间运行新模式[J]. 计算机集成制造系统,2017,23

(1):1-9

[12] 陶飞,刘蔚然,张萌,等. 数字孪生五维模型及十大领域应用[J]. 计算机集成制造系统,2019,25(1):1-18

[13] 武颖,姚丽亚,熊辉,等. 基于数字孪生技术的复杂产品装配过程质量管控方法[J]. 计算机集成制造系统,2019,25(6):1568-1575

[14] WEYER S, MEYER T, OHMER M, et al. Future modeling and simulation of CPS-based factories: an example from the automotive industry[J]. *IFAC-Papers On Line*, 2016, 49(31): 97-102

[15] 陶飞,刘蔚然,刘检华,等. 数字孪生及其应用探索[J]. 计算机集成制造系统,2018,24(1):1-18

[16] THOMAS H J, SCHOCK C, LEHMANN C, et al. The digital twin: demonstrating the potential of real time data acquisition in production systems[J]. *Procedia Manufacturing*, 2017, 9: 113-120

[17] 沈春强,索荣辉. 基于灰色理论的地热资源温度预测[J]. 煤炭技术,2020,39(12):44-46

[18] 文家富,郭伟,邵宏宇. 基于领域本体和 CBR 的案例知识检索方法[J]. 计算机集成制造系统,2017, 23(7):1377-1385

Product quality management model based on digital twins

JIN Shousong, LIU Xingqi, WU Rongji, XING Ruihua, WANG Yaliang

(College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

Aiming at the problems such as the lack of feedback mechanism and the lag of management in the current quality management process, a production quality management method based on digital twin is further proposed on the basis of the traditional quality management model. This paper constructs a digital twin model of production quality, which is associated with physical production workshop, virtual production workshop, workshop quality twin data and workshop quality management system, and expounds the operation mechanism of the digital twin model. The method of data acquisition and fusion is used to form the workshop quality twin data, combined with the grey prediction model to predict the future quality data, and then through the case reasoning model the diagnosis of abnormal data is realized. Furthermore, taking the quality diagnosis of gear production process as an example, the gear processing quality is analyzed. Finally, a quality management system is built to verify the feasibility and effectiveness of this method. The proposed method realizes the prediction and diagnosis function of production quality, improves the intelligence, real-time and visualization of production quality management, and lays the foundation for quality knowledge mining under big data.

Key words: data analysis, predictive diagnostic, digital twins, case-based reasoning, quality management