

自动化测试设备模型化及其排列熵算法应用

孙卫波

(歌尔股份有限公司, 山东 潍坊 261041)

摘要:基于排列熵模型,构建一种产品质量熵控制因子,将其应用于自动化测试设备的产品质量管理中。通过神经网络算法反推系统排列熵,实现对相关部门绩效结果的评价。该系统投入使用后,企业综合良品率得到了持续提升。

关键词:自动化测试设备;排列熵;良品率;产品质量熵;部门绩效模型

中图分类号:TP23 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2021)05-0172-03

Automatic Test Equipment Modeling and Application of Permutation Entropy Algorithm

SUN Weibo

(Geer Co., Ltd., Weifang 261041, China)

Abstract: Based on permutation entropy model, a product quality entropy control factor is structured and applied to the automatic test equipment of production quality management. Series permutation entropy is backstepped by neural network algorithm to obtain the performance evaluation of departments concerned. Upon the operation of the system, the comprehensive yield rate witnesses a continued growth.

Keywords: automatic test equipment; permutation entropy; yield; product quality entropy; department performance model

0 引言

作为中国民营企业 500 强的 A 股上市企业,歌尔股份在声学设备、光学设备等电子设备生产领域拥有较大产能,特别是近年来在 VR、AR、腕带、手表等设备的加工、检测过程中,亟待一种可以有效提升生产良品率的检测方案^[1]。

1948 年香农提出信息熵概念以来,熵值定律在社会工程学中得到了大量应用,直至今日,各种熵值算法仍然是社会工程学中的最前沿研究课题。从工业工程角度来看,任何企业的良品率不可能达到 100%,而良品率的决定因素来自加工生产线的逆熵状态。所以,根据不同生产线的检测结果获得加工体系中的逆熵状态,是对大型电子加工企业良品率检测控制的重要途径^[2]。

该研究基于排列熵算法,设计一种针对大型多业务电子加工工厂检测体系的产品质量熵模型,同时设计相关的检测评价体系^[3]。

1 排列熵向产品质量熵的算法拓展

如果采用传统的故障树评价模型,将会形成一个规模庞大的传导算法^[4],此种算法因为数据不完备且大部分传导函数均采用回归函数,存在较大的误差,无法对企业的实际运行情况作出准确评价^[5]。而深入分析电子产品生产线的管理过程,发现劳动密集型工作环境中庞大的员工数量、高新电子加工体系中大量高精度生产设备等,均

存在较难克服的熵增压力,系统熵一旦略有提升,就会导致良品率急剧下降^[6]。所以,电子产品加工体系必须维持在高复杂度的低熵状态,才可以满足良品率控制需求。电子加工工厂的实际产品质量管控过程,即是不断向系统内输入逆熵的过程^[7]。

香农提出的信息熵基函数如公式(1)所示。

$$H(U) = E | - \log p_i | = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (1)$$

式中: p_i 为第 i 个节点的熵值; n 为系统内的可控制节点量。

假定一个系统中有 n 个可控制节点,系统的最佳运行状态允许该 n 个可控制节点存在 m 种可组合模式,即该 n 个节点在 m 种组合模式中,可以产出质量合格的电子产品,一旦其处于其他组合模式下,必然导致加工环节出现问题,导致生产线产出次品。该过程在解析几何中的图形表达模式如图 1 所示。

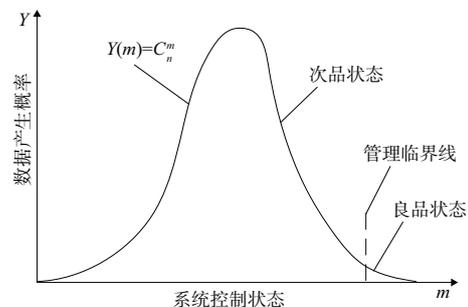


图 1 排列熵发生值投影图

作者简介:孙卫波(1972—),男,山东潍坊人,高级工程师,硕士,研究方向为非标自动化设备模块化开发设计。

图 1 中,在 n 个控制节点允许 m 种排列模式下,数据发生情况基本保持正态分布,即当 $m=n/2$ 时,数据生产概率最大,当 $m=1$ 或者 $m=n$ 时,数据生产概率最低。实际企业管理过程中,生产线的 n 值非常大,如一个生产线拥有 60 名员工及 130 台设备,此时的 n 值至少应控制在 190,而此时可用的组合状态,可认为 <5 ,甚至 $=1$ 。通过现场质量管理,确保复杂系统在少数几个运行状态下,防止出现人员误操作问题,防止出现设备运行故障,这是现场管理的重要目标。图中的概率曲线,即排列熵函数,如公式(2)所示。

$$Y(m) = C_n^m = \frac{n!}{n! (n-m)!} \quad (2)$$

式中数学符号含义如前文。

当前大型计算机无法计算超过 100 的阶乘,因为超过 100 的阶乘被看做是无意义大数。 $n=190$ 时,其结果约为 10^{400} ,且实际经营过程中,所有人员数量和所有设备数据的和可能 ≥ 190 ,甚至材料因素也应该考虑到排列熵中。因此,公式(2)在实际数据统计过程中并不能直接支持管理数据挖掘需求。所以在此基础上,研究产品质量熵的定义,以期得到可用的数据结果^[8]。

从排列熵角度入手,该产品质量熵的实际表现,应为图 1 中对 $Y(m)$ 在良品状态域下的线性积分与 $Y(m)$ 在全值域范围内($m \in [0, n]$)的线性积分的比值。因为 m 值必须是正整数,所以该积分过程可以写成累加函数,故产品质量熵根据排列熵函数的写法,应为公式(3):

$$\delta = \frac{\sum_{m=b_1}^{b_2} Y(m)}{\sum_{m=0}^n Y(m)} \times 100\% \quad (3)$$

式中: b_1 、 b_2 为生产良品所需的 m 值; n 为生产线的控制点数量; δ 为产品质量熵。

2 反算产品质量熵的算法设计

2.1 整体思路

上述分析中,产品质量熵的原理得到直观展示,但其仍然需要计算大数阶乘,所以当前计算计数仍然无法对其进行处理,需要从另外角度,利用产品质量检测大数据在人工智能算法中反推产品质量熵^[9]。

前文分析中,产品质量熵是决定良品率的必要条件,即在良品率数据中,可以通过数据深度挖掘,直接获得其产品质量熵的表达情况。歌尔股份的多条生产线,均可以获得良品率数据,这些数据直接反映出上述产品质量熵。即产品质量熵增加,则良品率下降;产品质量熵下降,则良品率上升^[10]。

该数据挖掘方法基于神经网络算法,通过对良品率数据的深度迭代回归,反推每条生产线、每个车间以及全公司的产品质量熵数据,进而根据产品质量熵数据,反推公司在人事管理、设备管理、总部工作流程管理等领域存在的问题。即该算法的实际数据需求如图 2 所示。

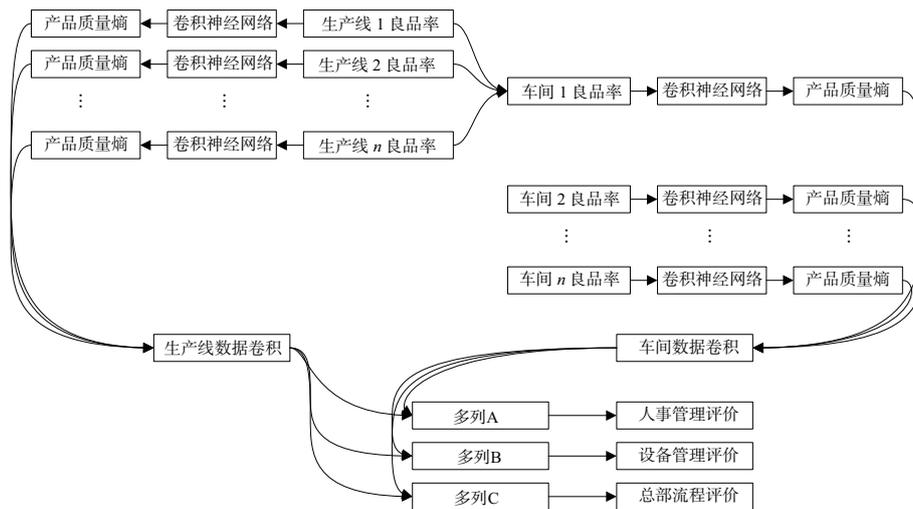


图 2 神经网络数据需求示意图

图 2 中,因为歌尔股份的每条生产线、每个车间均构建了完整的良品率检测控制体系,系统可以根据每天核算部门汇总的生产线及车间良品率数据进行统计,使用 2 层多列神经网络对其进行分析。对良品率的分析过程使用分别独立的卷积神经网络进行数据处理得到生产线或者车间的产品质量熵参考值,进而使用生产线数据卷积模块对所有生产线产品质量熵数据进行二次卷积,使用车间数据卷积模块对车间产品质量熵进行二次卷积。在此两个数据卷积模块之后,构建一个多列神经网络,每一列分别针对人事管理工作、设备管理工作和总部流程进行评价^[11]。

该研究发现产品质量熵在良品率数据中有显著表达,虽然其信噪比较低,但可以使用深度迭代回归的神经网络卷积分析,得到其表达参考值,进而利用产品质量熵的实际表现,反推可能引起产品质量熵变化的人事、设备、流程管理条件。

2.2 卷积神经网络与产品质量熵的计算

以歌尔股份为例,公司生产线现场管理中,以天为单位计算生产线的良品率,进而汇总成车间良品率;以周为单位对生产线基层管理者进行绩效考核以及问题训诫;以

月为单位进行工资结算和奖惩执行。即如果以 30 天为周期,采集近 30 天内生产线的良品率数据,理论上可以控制住整个产品质量变化周期,从而得出较为客观的产品质量熵表达结果。所以,将 30 天内的良品率数据作为卷积神经网络的输入数据,使用卷积神经网络体系,在多项式节点函数下进行数据卷积,形成 1 个输出值,该值可以训练为产品质量熵结果。如图 2 所示,该系统针对每条生产线、每个车间进行单独管理,单独训练,单独应用。

多项式节点函数的基函数如公式(4)所示。

$$Y = \sum_i \sum_{j=0}^5 A_j X_i^j \quad (4)$$

式中: X_i 为前一层次中第 i 个节点的输入值; Y 为节点输出值; j 为多项式阶数,此处选择 0~5 阶多项式进行累加处理; A_j 为第 j 阶多项式的待回归系数,每个节点共 6 个待回归系数。

针对每个生产线或车间的卷积神经网络共 30 个输入项,隐藏层 4 层,分别为 23 节点、17 节点、7 节点、3 节点,输出层为 1 个节点,输出一个双精度浮点型变量。

针对所有生产线和所有车间的卷积网络,受制于生产管理架构中的生产线数量和车间数量,不同生产任务条件下的数值变化较多,但可以根据实际生产需求,在软件中控制每层隐藏层的节点量,后一层与前一层相比,不低于前一层节点数的 40%。

2.3 多列神经网络与管理控制绩效评价结果的生成

多列神经网络数据来源为前置的生产线数据卷积神经网络模块的输出值和车间数据卷积神经网络模块的输出值,共 2 个输入值,每一列多列神经网络输出 1 个输出值。该神经网络的统计学意义并非数据卷积,而是挖掘数据中存在的内在规律,寻求产品质量熵与特定管理模块的管理效果的关系。所以,该神经网络模块首先应该采用对数节点函数进行扩列,采用对数节点函数构建 2 节点的输入层,进而使用 3 层隐藏层,分别为 3 节点、7 节点、19 节点,节点函数为对数节点函数,进而使用二值化节点函数构建 2 层隐藏层,分别设计 9 节点、3 节点,最终用二值化节点函数构建输出层。

对数节点函数的基函数如公式(5)所示。

$$Y = \sum (A \cdot \log_e X_i + B) \quad (5)$$

二值化节点函数的基函数如公式(6)所示。

$$Y = \sum (A \cdot e^{X_i} + B)^{-1} \quad (6)$$

式中: X_i 为前一层次中第 i 个节点的输入值; Y 为节点输出值; e 为自然常数,此处取近似值 $e = 2.718\ 281$; A 、 B 为待回归系数。

3 模型的应用实践与效能验证

3.1 神经网络的训练过程

在 Matlab 数据分析系统中加载 Simulink 组件形成神经网络的运行环境,使用歌尔股份 2019 年~2020 年两年的实际 ERP 数据作为训练数据,包括所有生产线和车间

每天的良品率数据,人事部门管理绩效评价数据、设备部门管理绩效评价数据、运营部门管理绩效评价数据。作为中间值,因为各生产线及车间的产品质量熵数据无法直接计算,所以,将良品率数据作为输入值,将绩效评价数据作为输出数据进行直接训练,中间生成的产品质量熵数据作为中间数据管理。

该训练中输入 2 年共 24 个月的运行数据,模型收敛后,再使用该系统对 2019 年和 2020 年的数据进行试算,最终得到以下训练成果,如表 1 所示。

表 1 神经网络训练结果表

| 年份 | 产品质量熵 | | | 管理部门绩效 | | |
|------|-------|-------|-------|--------|-------|-------|
| | 最高 | 平均 | 最低 | 最高 | 平均 | 最低 |
| 2019 | 0.639 | 0.246 | 0.013 | 0.714 | 0.635 | 0.379 |
| 2020 | 0.558 | 0.229 | 0.011 | 0.803 | 0.690 | 0.414 |

表 1 中,2020 年较 2019 年产品质量熵一定程度降低,管理部门绩效一定程度提升。观察两组评价数据,得到图 3。

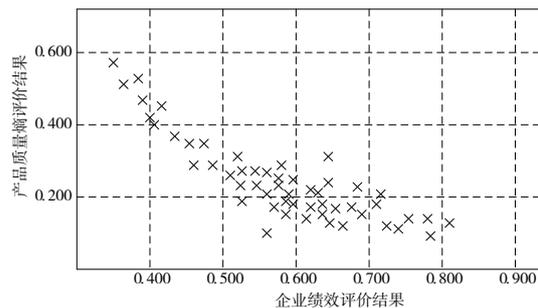


图 3 神经网络训练结果投影图

从图 3 中发现产品质量熵的评价结果与企业绩效评价结果基本呈现逆相关关系,即产品质量熵评价价值降低,会给出更高的企业绩效评价结果,认为该系统具有一定的可用性。

3.2 检测设备的模型化与现场应用

歌尔股份使用的检测设备,如 VR、AR、腕带、手表等设备生产线的检测设备,均为生产线配套设计的半自动化测试设备。质检员实际操作中,需要将待检测产品置入设备中,设备综合检测后给出质量合格判断结果。部分生产线需要多台测试设备串联进行测试。

该模型应用在歌尔股份全生产体系后,无须对这些检测设备进行拆改,而是采集其并网接口相关数据汇总到集团公司数据中心使用该模型算法进行数据分析。基于该模型的良品率分析系统于 2021 年 1 月 1 日在歌尔股份投入应用,至今已经实现所有生产线的全覆盖。

3.3 算法效能验证

2021 年 1 月 1 日该系统在歌尔股份投入应用,截至发稿时已经应用 3 个月时间,判断该系统应用后的良品率结果,如图 4 所示。

(下转第 195 页)

4 结语

地铁列车运行速度较低,普遍低于 80 km/h,出现单个一系悬挂部件故障时对振动信号的影响不够显著,且振动信号有较强的非平稳性和非线性特征。本文运用聚合经验模态分解出 IMF 分量样本熵与部分时域特征指标相结合的方法,对地铁列车一系垂向减振器故障、一系钢弹簧故障和正常工况共 3 种工况进行分类识别,与单独使用 EEMD 分解的样本熵作为特征向量和单独使用时域特征作为特征向量相比,信号特征覆盖更加全面,故障诊断准确率得到明显提升,而且减小了 EMD 方法中的模态混叠问题。当列车以 76 km/h 运行时,识别率达到并稳定在 94% 以上。

参考文献:

[1] 尹天国,李伟,张鹏,等. 地铁车辆一系钢弹簧中高频动态特性分析[J]. 机械,2019,46(6):1-7,41.
 [2] 黄先富,门永林,祝航. 地铁一系垂向减振器失效故障分析[J]. 铁道车辆,2019,57(5):34-36,6.
 [3] TENG W, DING X, ZHANG X L, et al. Multi-fault detection and failure analysis of wind turbine gearbox using complex

wavelet transform[J]. Renewable Energy,2016,93:591-598.
 [4] 秦娜,金炜东,黄进,等. 基于 EEMD 样本熵的高速列车转向架故障特征提取[J]. 西南交通大学学报,2014,49(1):27-32.
 [5] 金子博,方宇,陆远航,等. 基于多体动力学仿真的城市轨道交通车辆二系悬挂故障特征分析[J]. 城市轨道交通研究,2016,19(7):97-101.
 [6] 刘棋,宁静,叶运广,等. 基于 EEMD 能量熵的高速列车蛇形诊断研究[J]. 中国测试,2017,43(5):96-100.
 [7] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences,1998,454(1971):903-995.
 [8] 卓仁雄,肖金凤. 基于改进的集合经验模态分解的电动机滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械制造与自动化,2019,48(1):36-39.
 [9] 楼军伟,胡赤兵,王季,等. 基于 EEMD 样本熵的电机轴承电流信号复杂性评估[J]. 机械制造与自动化,2014,43(5):36-39.

收稿日期:2020-11-05

(上接第 174 页)

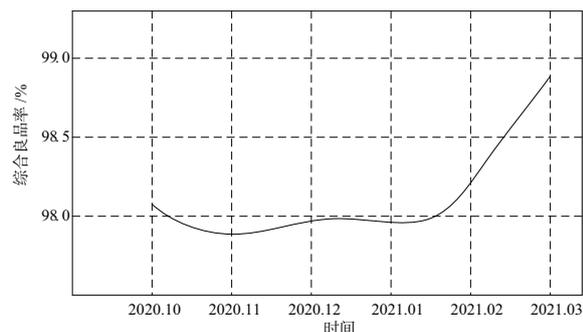


图 4 系统应用后对综合良品率的影响

图 4 中,即便在该系统投入应用的第 1 个月,企业的良品率持续稳定在(98.0±0.05)%左右,2021 年 2 月,企业综合良品率达到 98.24%,2021 年 3 月,企业综合良品率达到 98.75%,保持了持续提升的趋势。此处企业综合良品率是企业良品产量占全部产量的比值,综合了所有生产线和所有车间的良品率数据。

4 结语

综合上述研究发现,企业综合良品率受到企业车间生产线现场管理中的排列熵控制能力影响,但因为当前对排列熵的计算过程,受到当前大型计算机最大算力的制约,无法直接计算。所以该研究通过良品率实际发生值的数据反推产品质量熵(产品质量相关参数的排列熵比值),进而通过产品质量熵的多列神经网络计算企业内的人事、设备、流程管理能力绩效结果。该系统投入应用后,有效

促进了歌尔股份的企业综合良品率,且该提升过程在该系统投入应用后,处于持续上升的过程中,未来预期可将歌尔股份的综合良品率提升到 99% 以上。

参考文献:

[1] 邢广鑫,周以齐. 基于 LMD 排列熵和 LLE 的滚动轴承故障诊断[J]. 煤矿机械,2021,42(3):164-166.
 [2] MINHAS A S, SINGH S. A new bearing fault diagnosis approach combining sensitive statistical features with improved multiscale permutation entropy method [J]. Knowledge - Based Systems, 2021,218:106883.
 [3] POSE F E, BAUTISTA L, GIANMUSO F, et al. On the permutation entropy Bayesian estimation [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation,2021,99:105779.
 [4] 王涛,胡定玉,丁亚琦,等. 基于经验模式分解和排列熵的轴承故障特征提取[J]. 噪声与振动控制,2021,41(1):77-81.
 [5] 赵亚辉,胡治钰,赵重阳. 冲压新车初流良品率和 SPH 值快速提升体系的建立[C]//第十六届河南省汽车工程科技学术研讨会论文集. 开封,2019:244-245.
 [6] 贺康. F 半导体公司应用六西格玛理论对测试良品率的改进[D]. 天津:天津大学,2016.
 [7] 段国发. 提高铝药筒阴极电泳涂漆良品率[J]. 表面技术,2015,44(8):126-129.
 [8] 杨新强. 基于 DMAIC 方法论的微控制器产品终测良品率改善[D]. 天津:天津大学,2015.
 [9] 孟丹. A 公司良品率零缺陷管理的改进策略与应用研究[D]. 成都:电子科技大学,2014.
 [10] 李俊英,姚燕燕. 浅谈如何提高隔热盖压制良品率[J]. 科技情报开发与经济,2010,20(26):227-228.
 [11] 罗青. 焊球粘贴生产工艺改进提高良品率[D]. 上海:复旦大学,2010.

收稿日期:2021-03-26