

引用格式: 明雪飞, 李可, 王刚, 等. 一种基于数字赋能视角下的微系统先进封装研发模式探索[J]. 微电子学与计算机, 2023, 40(11): 1-8. [MING X F, LI K, WANG G, et al. A research model for advanced packaging of microsystem from the perspective of digital empowerment[J]. Microelectronics & Computer, 2023, 40(11): 1-8.] DOI: 10.19304/J.ISSN1000-7180.2023.0773

一种基于数字赋能视角下的微系统先进封装研发模式探索

明雪飞¹, 李可², 王刚¹, 田爽¹, 王波¹, 张明新¹, 宿磊²

(1 中国电子科技集团第五十八研究所, 江苏 无锡 214035;

2 江南大学 机械工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要: 数字赋能是利用数学化知识和数字化技术改变传统模式的新型生产研发手段,在先进封装领域具有重要意义.部分国际先进企业的研究进展和现有研究成果多以生产管理控制精密化为主,虽然运用了传感、人工智能、神经网络算法、物联网等多种智能手段,但关于研发阶段数据分析的相关研究尚无系统性的方法.其原因在于先进封装研发体系是一个开放的复杂巨系统,不能只简单依据设计-仿真-迭代实验的模式进行研发.在此基础上,依据钱学森先生的定性-定量法思想提出了一种全周期智能优化自演进工程方法论:既通过建立面向微系统先进封装技术的各环节封装子系统,分别对研发及生产过程的数据进行针对性的收集,结合先进算法,构建数学模型及经验公式,又通过专家系统的分析综合迭代,形成具有足够科学根据的结论.该方法论可用于微系统先进封装研发,并对基于该成果在封装设计、封装制造等研发过程中的应用情况进行展示,总结归纳出下一步的工作方向思路.

关键词: 数字赋能; 先进封装; 微系统; 先进算法; 数学模型

中图分类号: TN305.94

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2023)11-0001-08

A research model for advanced packaging of microsystem from the perspective of digital empowerment

MING Xuefei¹, LI Ke², WANG Gang¹, TIAN Shuang¹,
WANG Bo¹, ZHANG Mingxin¹, SU Lei²

(1 The 58th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Wuxi 214035, China;

2 School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Digital empowerment is a new type of production and research and development means that changes the traditional mode by using mathematical knowledge and digital means. It is of great significance in the field of advanced packaging. In this field, the research progress and existing research results of some international advanced enterprises are mainly focused on the refinement of production management and control. Although a variety of intelligent means such as sensors, artificial intelligence, neural network algorithms, and the Internet of Things(IoT) have been used, no systematic methods have been proposed for research on data analysis in the research stage. The fundamental reason for this is that the advanced packaging research and development system is an open and complex giant system, and it cannot be developed simply based on the design-simulation-iterative experiment mode. Based on this, a full-cycle intelligent optimization self-evolving engineering methodology is proposed based on Qian Xuesen's qualitative-quantitative method. It not only establishes packaging subsystems for each link of advanced packaging technology for microsystems, collects data for research and production processes in a targeted manner, combines advanced algorithms to build mathematical models and empirical formulas, and then analyzes and synthesizes the data through expert systems to form conclusions with sufficient scientific basis. This methodology can be used for advanced packaging research and development of microsystems, and it demonstrates the application of the results in the research process of packaging design, packaging manufacturing, etc., and summarizes the work directions that need to be carried out next.

Key words: digital empowerment; advanced packaging; microsystems; advanced algorithms; mathematical models

1 引言

微系统先进封装兼有高集成度与低成本的优势,是一种广泛应用于各类电子系统的集成制造技术.随着技术的不断进步与发展,在封装技术领域,对数据的分析一直以来被人们所重视,工程师希望通过对工程数据的分析与归纳,从而能够进一步发现规律,指导产业生产和新技术的研发.对于封装而言,其内部有多道工艺环节,彼此之间差别显著,并且不同工艺环节之间互相影响,涉及多学科、多维度物理场,其相互影响关系复杂.在这一过程中,基于统计学原理的分析已经形成了一整套完整的可以应用于生产线作业的成熟过程控制方法.人们根据这套方法,从统计学的角度,配合对“人机料法环”等环节的控制,来检测各种敏感参数的变化情况,并将其波动控制在一个非常小的范围内,容易得到“怎么做大概率不出问题”的工程解决方案.目前先进封装工艺制造的通行方法为统计过程控制 (Statistical Process Control,SPC),广泛应用在集成电路芯片制造与封装企业中.该方法采用正态分布曲线对生产线管控分析,假设随机事件发生的概率是一个固定值,使用 C_{pk} (制程能力指数) 描述一个确定单项工艺质量的稳定性, $C_{pk} = C_p * (1-|C_a|)$.其中 C_p 和 C_a 分别表示制程精密度和准确度,考核方式采用单一过程 $C_{pk} \geq 1.33$, C_p 和 C_a 的计算方式也比较简单,使用数据上下限和标准差即可算出.SPC 方法要求确定关键工艺控制点、上下限范围.通过工艺制造过程中对控制点的测量数据积累,评价工艺合格度和质量稳定性.该方法有效的关键因素在于控制点覆盖性以及测量设备的精确性.控制点设置应当足够有效地覆盖所有关键工艺因素,用最少的控制点保障对全局工艺质量的有效映射,降低成本提高效率.测量设备应当具备足够的精度和重复测试一致性,避免积累误差,同时应当尽可能具备自动化检测能力,提高测试效率.

先进封装工艺对 SPC 方法的实施提出了新的要求,相对于芯片制造工艺的标准化流程和材料,先进封装面向不同的集成芯片对象和互连密度、速率要求,具有明确的工艺定制化特征,不仅会制造特殊的三维复杂结构,还会为了满足电学性能、结构强度、散热等特殊要求,引入一些半导体行业不常用的功能材料,这会带来监测点缺失和冗余这一对看似矛盾的问题.首先监测点会由于缺乏测量手段导致难以设

置,由于三维互连结构涉及硅通孔 (Through Silicon Via,TSV)、桥接芯片等 Z 轴方向特征的结构,平面工艺常用的过程控制监控 (Process Control Monitor,PCM) 测试图形无法完整表征工艺质量的全貌,如果需要监控关键工艺结构的加工质量,需要综合使用多种光学检测手段,而对三维结构的形貌进行观测,则需要使用破坏性的样品切片电镜表征的方法,这在快节奏的量产制造过程中是缺乏效率的.目前,基于机器视觉的自动光学检测设备已经广泛应用于半导体制造行业,但功能比较单一,识别对象有限,主要应用于表面缺陷检测,其识别准确率尚不能满足监控要求.与此相反的是,由于对加工数据积累不足导致的初始监测点冗余;由于先进封装工艺的定制化特征,大量新结构和新材料的工艺控制缺乏前置经验和数据积累,影响了控制点的精确选择和上下限窗口制定.为了保障覆盖性,会额外引入相对冗余的控制点,造成效率降低和成本上升,这在前道芯片工艺开发阶段就已经存在的问题,在先进封装工艺中会更加突出.

近年来,部分国际一线厂家 (如 Intel 和台积电 (TSMC)) 在该理论的指导下,进一步广泛使用了传感、人工智能、神经网络算法、物联网等多种智能手段,将生产线控制技术进行了智能化的提升.本文将简略介绍 Intel 和 TSMC 在先进控制技术方面的研究进展,并对其演化过程进行分析.

1.1 质量控制方法提升

1999 年,Intel 就开始注重晶圆加工过程中的降本增效,Freiburger 等人提出了一种“最少过程监测”的控制方法^[1],用于替代传统的“全面过程监测”.这项工作主要应用于 250 nm 制程的 Flash 生产线,经过为期半年的试验,该工作减少了每片晶圆上 50% 的监测成本,且依旧能够保证较高的产品质量.2002 年,台积电质量和可靠性部门的 Lee 等人连发多篇论文介绍他们的质量控制技术,首先,专门针对前道晶圆加工厂中临界尺寸扫描电子显微镜 (CD SEM) 检测设备开发了一种新的监测方法^[2].CD SEM 常用于检测线宽和节距,但多台设备连续运行会导致不同设备之间的差距越来越大.该工作实现了持续运行 30 个月后台设备依然具有较好的一致性,且该方法可以使生产线工程师随时清楚地发现设备异常.此团队随后对该方法进行详细的解读^[3]和研究关于晶圆制造中氧化层测量误差控制^[4],后者工作重点研究了椭

圆光度法在测量超薄 SiO₂ 厚度时的鲁棒性,以及采用渐进线性模型对长时间日常厚度检测数据进行拟合. 2004 年,Intel 公司的 Kempf 针对半导体制造产业链的供需关系进行了研究,提出了一种“控制导向管理”方法来应对产业链存在的“连续非线性随机组合财务优化”问题^[5]. 2004 年,Intel 公司的 Ryan 对其公司的质量控制系统进行了总结和介绍^[6],该工作更偏重于管理方法层面,总共包括 12 个方面的质量控制系统. 2014 年,台积电的 Tsai 等人介绍了一种灵敏度一致性的控制方法^[7],该方法主要用于减小检测设备保养过程 (PM) 对设备灵敏度的影响. 该工作给出了 4 种导致灵敏度下降的场景,灵敏度下降的探测主要是根据 SPC 图表,但未给出灵敏度测试机台的详细信息.

1.2 智能算法方向的演化

2005 年,Intel 的 Fenner 等人开发了一种动态控制程序^[8],应用于一连串工步的同步控制. 为了实现自动化控制,通常需要重复采集多个工步的数据,但逐个工步采集效率很低,故需要“同步”采集. 一连串工步由于各工步时间不一样,同步采集容易造成不匹配的情况. 该工作开发了动态控制程序,结合最小方差控制,实现了光刻工艺中前两步 (旋涂与烘烤) 的高匹配度同步数据采集,工步使用的是 Leang 等人运用 MATLAB 提出的数学模型,结果表明,两个工步匹配度很高^[9].

2010 年,Intel 公司的 Khanna 等人基于遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 提出一种动态重组无线传感器的 IT 控制网络 (no-Wireless Sensors Network, nWSN) 模型^[10],用于替代传统的小规模、低速有线传感器网络,可以实现 100 个以上无线传感器的大规模、高速控制. 该系统中包含数据源评价、性能平衡、功耗控制、错误诊断、故障预测等功能,与传统有线传感器网络相比, nWSN 网络的延迟降低了 15%~20%,分析准确性提高了 8%~10%.

从以上分析可以看出,目前企业界侧重于基于大规模生产过程中的管理控制研究,其研究内容以统计学方法为主,综合运用了泛在感知、智能算法等多种手段,以实现批量化生产的高效管理和控制.

值得注意的是,在早期研发阶段,对于异常数据、多变量复杂数据的实验数据,由于数据量少,尚不足以构成规律性的统计价值,如何利用这一类数据进行分析,目前相关理论研究较少. 多位学者过去的许多理论和应用研究证明,基于大数据的机器学习方法在制造业有广阔的应用前景^[11-15]. 然而,关于机器学习模

型在工业中的实际应用和方法,特别是基于大数据的机器学习应用方法和物联网技术的结合研究还不多见. 在许多现有研究中已经概述、证明并强调了机器学习和大数据对生产控制的实用价值. Hatzigargyriou 总结了机器学习在电力系统中的应用^[16]. Monostori 引入了混合人工智能和多策略机器学习方法来管理制造中的复杂性、变化性和不确定性^[17]. Pham 等人提出了数据挖掘和机器学习技术在冶金工业中的应用^[18]. Tellaeche 和 Arana 分析了用于塑料成型行业质量控制的机器学习算法^[19]. Rana 等人讨论了在工业中影响机器学习算法采用或接受决策空间的因素^[20]. Bilal 等人讨论了建筑业采用大数据的现状和未来的潜力^[21]. Zhang 等人提出用大数据分析改进产品生产决策^[22]. Wu 等人使用大数据来探索供应链风险^[23]. Tao 等人讨论了大数据在支持智能制造中的作用^[24]. 虽然制造业已经有一些理论和实践探索,但在生产控制环节实施机器学习技术的研究,仍然有很大的探索空间.

需要提出的是,机器学习和大数据方法在先进封装领域的应用也已开展. 近年来,许多研究人员通过无损检测技术对芯片进行缺陷检测,获取缺陷信息,并基于无损检测结果进行事后质量控制^[25]. 目前,基于缺陷检测工艺质量控制研究的基本思路是通过整理分析生产线数据,尝试找出工艺参数与检测结果的映射关系,从而以产品质量为目标优化工艺指导产业生产^[26]. 方伟光等人^[27]基于密度峰值-模糊 C 均值的生产异常溯源分析技术,挖掘和量化数据分布中的特征及关联性,实现了高效、精准的生产过程管控;梁超等人^[28]从经验统计的角度出发,建立工艺参数与响应之间的回归模型,进而通过遗传算法优化得到最优的工艺参数组合;Ma 等人^[29]设计了工艺参数与质量响应之间的多项式模型,并评估了经验方程,探究了各参数的影响;Zhang 等人^[30]建立了过程参数和目标质量之间的桥梁,探索了两者的函数关系,并利用帕累托理论优化工艺参数;舒海涛等人^[31]基于灰色关联度模型分析各工艺参数对芯片翘曲变形检测结果的影响程度,并结合正交试验提高了芯片质量;Li 等人^[32]考虑了工艺参数对零件质量的影响,提出了一种组合 Taguchi、响应面方法和非支配排序遗传算法的方法以优化工艺参数;Zhou 等人^[33]提出了一种用于提高产品质量和生产率的差分灵敏度融合方法,并通过与克里金模型比较证明了该方法的性能和预测精度. 但客观来说,尚无系统性的可在研发阶段指导工程开发的数据分析方法理论产生. 而利用好这一大类数据对于指导技术人员创新和厘清问题源头往

往起着重要作用.从辩证唯物主义哲学的角度来说,物质是第一性的,物质世界的认识是从实践中来的.工程界积攒了无数生产试验的结果,无论结果是正确还是错误,都属于实践的一类,通过数据赋能的视角,我们重新认知数据,实际上就是在重新从实践中总结规律,发现问题,找到解决矛盾与问题的思路 and 办法.

2 全周期智能优化自演进工程方法论

钱学森先生在 1990 年提出:“如果子系统种类很多,并有层次结构,他们之间关联关系又很复杂,这就是复杂巨系统.如果这个系统又是开放的,就称作开放的复杂巨系统”.具体来说,有如下 4 个特征:

(1) 系统本身与系统周围的环境有物质的交换、能量的交换和信息的交换,由于有这些交换,所以是“开放的”;(2) 系统所包含的子系统很多,成千上万甚至上亿万,所以是“巨系统”;(3) 子系统的种类繁多,有几十、上百甚至几百种,所以是“复杂的”;(4) 从整个系统到子系统由许多层次组成.

按照以上定义对先进封装进行分析,可以发现:(1) 微系统先进封装在制造及使用过程中伴随物质交换(电迁移扩散、腐蚀分解等)、能量交换(热传导等)和信息交换(电信号传递等);(2) 其制造工艺特征尺度从厘米级的倒装底填到亚微米级的布线,跨越 4~5 个数量级、集成的高性能芯片信号速率最高

能达到上百 Gbps,芯片上的管脚数量总和经常超过几个,拥有复杂的互连关系和严格约束;(3) 先进封装的工艺流程也比传统封装甚至芯片工艺的混合度广泛,先进封装的目标本身就是为了多芯片的集成,主打工艺解决方案的多样化,相对于工序和材料体系高度标准化的芯片工艺制程,先进封装拥有更加多样的材料体系和差异化的工艺流程;(4) 先进封装如按照设计-工艺-设备-材料划分,可以组成多个层次的不同系统.

根据钱学森先生观点,先进封装具有明确的多学科交叉,多物理场耦合的特征,是微观形态的开放复杂巨系统.其研究方法总体上是采用定性定量相结合的综合集成法,究其实质而言,是将专家群体、数据和各种信息与计算机技术(算法)有机结合,把各种学科的科学理论和人的经验知识结合,通过定量计算,反复比对进行研究.我们在此基础上提出了全周期智能优化自演进工程方法论这一概念.

2.1 概念定义

全周期智能优化自演进工程方法论通过建立面向微系统先进封装技术的各环节封装子系统,分别对研发及生产过程的数据进行针对性的收集,结合先进算法,构建数学模型及经验公式,再通过专家系统的分析综合迭代,形成具有足够科学根据的结论.具体实施思路如图 1 所示.

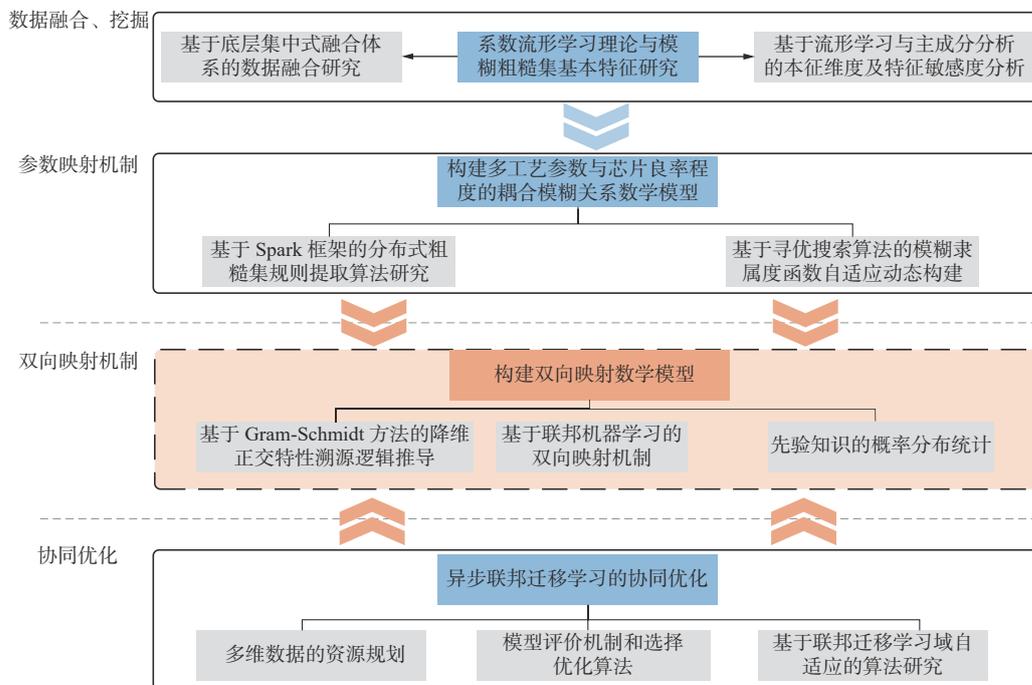


图 1 全周期智能优化自演进工程方法论示意图

Fig. 1 Diagram of full cycle intelligent optimization self-evolution engineering methodology

其方法论创新点在于在钱学森综合集成方法的基础上,形成了基于模糊-灰色理论的芯片生产系统

状态综合评估方法,利用专家知识库与特定算法相结合,实现了特定工程背景下多维方程的逆向有效求解,为工程实践提供了便利条件.

2.2 应用案例

2.2.1 封装热设计

以封装热设计过程中的热阻设计为例,传统意义

上封装的热阻设计主要基于热学计算出的理论热阻,用于论证结构的热可靠性,其基本公式为傅里叶热传导公式. 利用全周期智能优化自演进工程方法论的思路对这一环节进行数据分析与总结,形成如图 2 所示的研究思路.

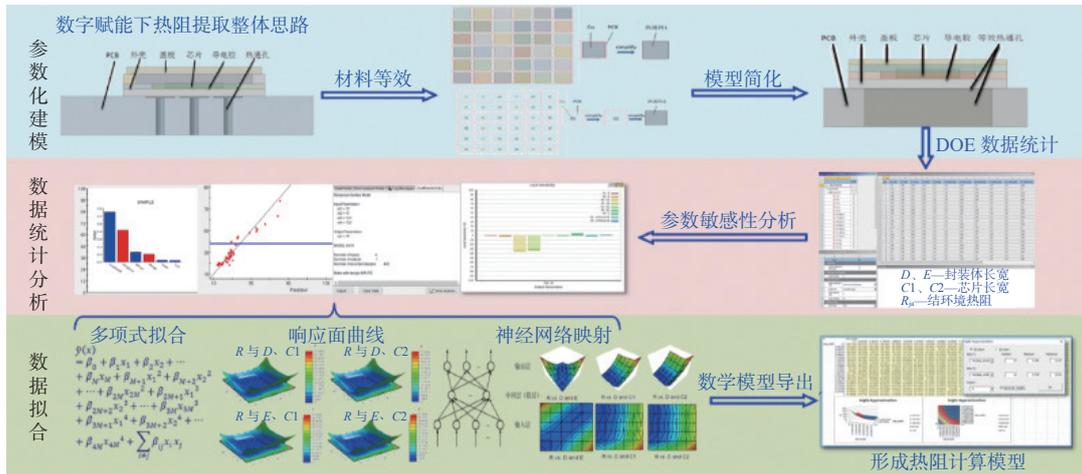


图 2 数字赋能下提取热阻思路

Fig. 2 The idea of extracting thermal resistance under digital empowerment

目前,采用数字赋能的方法可以实现部分器件外形输入到器件仿真理论热阻输出,其步骤包括:(1)对器件类型进行归纳总结,对模型和模型材料进行简化,实现参数化建模;(2)数据降维与参数敏感性分析,基于专家经验分析合理排除无关变量. 由于器件的尺寸变量比较多,且可能存在耦合影响,故采用蒙特卡洛随机取样,计算每个设计变量的斯皮尔曼相关系数,表征每个设计变量对热阻的影响程度;(3)数据采集及拟合:大量采集这些影响权重较大的设计变量和热阻的关系,采用不同的数学方法对其进行公式拟合,与专家系统进行比对,最终形成数学模型,实现输入-计算-输出.

在数据采集及拟合过程中,首先采用不同阶数的多项式函数对器件热阻 Y 和封装外形尺寸 $X_1 \sim X_4$ 的关系进行拟合,如图 3 所示. 研究表明,虽然拟合的函数阶数升高后,拟合的优度不断提高,但在热阻值较高的区间内,4 阶函数的预测能力依然误差较大.

在此基础上,进一步采用比较热门的径向基神经网络 (Radial Basis Function Neural Network, RBFNN) 对封装体外形尺寸和热阻之间的关系进行拟合,结果如图 4 所示. 通过调整径向距离提高拟合精度,可以看出,随着径向距离的减小,拟合优度已经非常好了. 对比拟合的误差可以发现:1 阶~4 阶函数在低热阻值区间和高热阻值区间的误差非常大. 但通过径向基

神经网络拟合得到的热阻值,在高温阻值区间只是出现了一些波动. 对于高度非线性或高维度空间的数据集合,RBFNN 拟合的效率和准确性更高 (误差 $<10\%$).

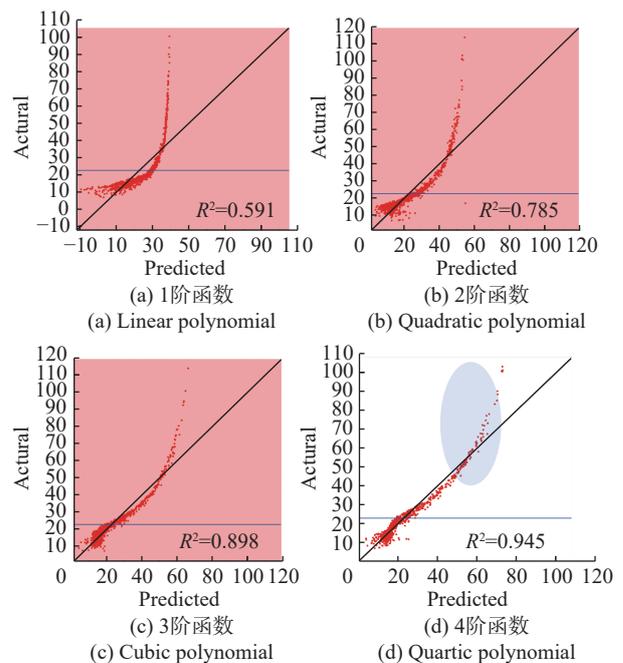


图 3 不同阶数函数与拟合优度关联性

Fig. 3 Correlation between order of different functions and goodness of fit

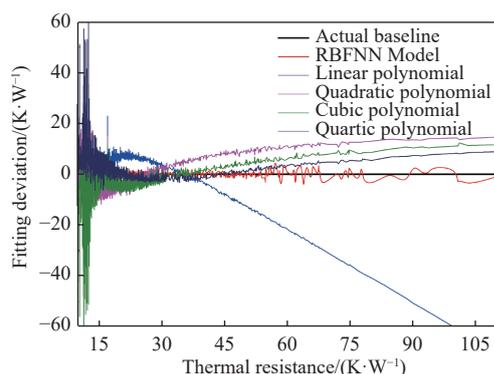


图4 对于高度非线性或高维度空间的数据集合,RBFNN拟合的效率和准确性更高

Fig. 4 For data sets in highly nonlinear or high-dimensional spaces, RBFNN is more efficient and accurate in fitting

对某 CQFN28 产品封装的结温和热阻进行实测、模拟仿真和算法优化,结果如表 1 所示,算法体现出较好的吻合性。

表 1 某 CQFN28 封装热阻不同方法对比
Tab. 1 Comparison of different methods for the thermal resistance of a CQFN28 package

参数	实测	仿真	算法
结温/ $^{\circ}\text{C}$	79.25	75.79	76.05
热阻/ $(^{\circ}\text{C}\cdot\text{W}^{-1})$	44.55	41.67	42.15

2.2.2 封装制造

在先进封装制造过程中,采用全周期自演进智能方法论对晶圆级凸点热压焊与剪切强度进行分析,采用主成分分析相关理论、流行学习理论及模糊粗糙集理论等研究高维空间到低维本质空间的降维机制,提出了核心工艺参数灵敏度权重分配概念. 建立有机融合多种降维技术优势互补的混合智能降维模型,并研究基于元级的融合、基于特征级的融合、基于决策级的融合技术. 针对数据的最小特征数确定,基于熵图的方法来估计本征维数,利用图论中的本质维数、本质熵与图拓扑量之间的内在函数关系,通过曲线拟合方法同时估计高维数据的本质维数和本质熵. 在这一过程中,重点确立相关影响因素,令人意外的发现,除压力、温度等因素外,高度、凸点数量等非关键核心物理结构参数均与剪切强度有较强相关性,而凸点直径等核心物理参数的相关性排名却在高度、凸点数量之后,与常规直觉判断有很大差异,考虑到数据来源、数据降维等方面尚有不确定性需要进一步研究,因此,这一结果可能存在一定争议性,故图 5 只展示压力、温度与剪切强度的低阶拟合结果。

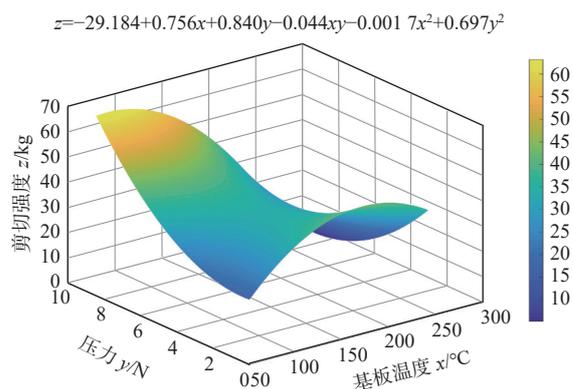


图5 热压焊剪切强度与温度/压力关联性

Fig. 5 The shear stress of hot compression welding is related to temperature/pressure

3 结束语

提出了一种全周期智能优化自演进工程方法论,用于微系统先进封装的技术研发,并通过封装设计与制造两个层面的具体案例展示了其有效性. 该方法论的实现依赖 3 个基本要素:丰富多样的生产线数据、工程实践专家和匹配性算法. 目前在数据采样以及匹配算法方面仍有许多基础理论需要进一步研究,如测量误差对于算法影响,部分难以采集数据的处理方法,不同系统的优化算法等. 后续课题组将针对以上内容进行更深入的研究。

参考文献:

- [1] WOOLVERTON A, CHU J, FREIBERGER P, et al. Engineering to the least process monitoring [C]//Proceedings of 1999 IEEE International Symposium on Semiconductor Manufacturing Conference. Santa Clara: IEEE, 1999: 237-240. DOI: 10.1109/ISSM.1999.808780.
- [2] LEE P Y, LO C S, CHEN Y H, et al. Complete monitoring and matching strategy for multiple CD SEMs in advanced Fab [C]//Proceedings of 2002 Semiconductor Manufacturing Technology Workshop. Hsinchu, China: IEEE, 2002: 256-259. DOI: 10.1109/SMTW.2002.1197441.
- [3] LEE P Y, LO C S, CHEN Y H, et al. Total solution of line CD measurement quality control and application of statistical methods for CDSEM line CD measurement stability [C]//Proceedings of 2002 Semiconductor Manufacturing Technology Workshop. Hsinchu, China: IEEE, 2002: 260-263. DOI: 10.1109/SMTW.2002.1197442.
- [4] LEE P Y, LO C S, CHEN Y H, et al. Successful ultra-thin oxide measurement quality control and quantification of measurement error on ellipsometry [C]//Proceedings of 2002 Semiconductor Manufacturing Technology

- Workshop. Hsinchu, China; IEEE, 2002: 251-255. DOI: [10.1109/SMTW.2002.1197439](https://doi.org/10.1109/SMTW.2002.1197439).
- [5] KEMPF K G. Control-oriented approaches to supply chain management in semiconductor manufacturing [C]//Proceeding of 2004 American Control Conference. Boston: IEEE, 2004: 4563-4576. DOI: [10.23919/ACC.2004.1384031](https://doi.org/10.23919/ACC.2004.1384031).
- [6] RYAN A. Quality systems in manufacturing [C]//Proceedings of 2004 IEEE/UT Engineering Management Conference. Austin: IEEE, 2004: 52-55. DOI: [10.1109/UTEMC.2004.1633395](https://doi.org/10.1109/UTEMC.2004.1633395).
- [7] TSAI P F, HO C T, CHEN R L, et al. Sensitivity Integrity for tool monitoring, tuning and matching [C]//Proceedings of 2014 e-Manufacturing & Design Collaboration Symposium. Hsinchu, China: IEEE, 2014: 1-2.
- [8] FENNER J S, JEONG M K, LU J C. Optimal automatic control of multistage production processes [J]. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 2005, 18(1): 94-103. DOI: [10.1109/TSM.2004.840532](https://doi.org/10.1109/TSM.2004.840532).
- [9] LIANG Y D, BARSKY B A. A new concept and method for line clipping. *ACM Transactions on Graphics*, 1984, 3(1): 1-22. DOI: [10.1145/357332.357333](https://doi.org/10.1145/357332.357333).
- [10] KHANNA R, LIU H, CHEN H H. Self-organization of wireless sensor network for autonomous control in an IT server platform [C]//Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Communications. Cape Town: IEEE, 2010: 1-5. DOI: [10.1109/ICC.2010.5501970](https://doi.org/10.1109/ICC.2010.5501970).
- [11] CARBONELL J G, MICHALSKI R S, MITCHELL T M. An overview of Machine Learning [J]. *Machine Learning*, 1983: 3-23.
- [12] KATERIS D, MOSHOU D, PANTAZI X E, et al. A machine learning approach for the condition monitoring of rotating machinery [J]. *Journal of Mechanical Science & Technology*, 2014, 28(1): 61-71.
- [13] KÖKSAL G, BATMAZ İ, TESTİK M C. A review of data mining applications for quality improvement in manufacturing industry [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(10): 13448-13467.
- [14] WEN J, LI S, LIN Z, et al. Systematic literature review of machine learning based software development effort estimation models [J]. *Information & Software Technology*, 2012, 54(1): 41-59.
- [15] ZHANG H. The application of data mining in petrochemical enterprise [J]. *Computer Engineering Applications*, 2004, 40(30): 208-210. DOI: [10.1007/BF02873091](https://doi.org/10.1007/BF02873091).
- [16] HATZIARGYRIOU N. Machine learning applications to power systems [C]//Machine Learning and Its Applications, Heidelberg: Springer, 2001: 308-317. DOI: [10.1007/3-540-44673-7_20](https://doi.org/10.1007/3-540-44673-7_20).
- [17] MONOSTORI L. AI and machine learning techniques for managing complexity, changes and uncertainties in manufacturing [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2003, 16(4): 277-291.
- [18] PHAM D T, PACKIANATHER M S, DIMOV S S, et al. An application of data mining and machine learning techniques in the metal industry [C]//Proceedings 4th CIRP International Seminar on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering. Sorrento, Italy: CIRP, 2004.
- [19] TELLAECHE A, ARANA R. Machine learning algorithms for quality control in plastic molding industry [C]//Proceedings of 2013 IEEE 18th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation. Piscataway: IEEE, 2013. DOI: [10.1109/ETFA.2013.6648103](https://doi.org/10.1109/ETFA.2013.6648103).
- [20] RANA R, STARON M, HANSSON J, et al. A framework for adoption of machine learning in industry for software defect prediction [C]//Proceedings of the 9th International Conference on Software Engineering and Applications. Vienna, Austria: SciTePress, 2014: 383-392. DOI: [10.5220/0005099303830392](https://doi.org/10.5220/0005099303830392).
- [21] BILAL M, OYEDELE L O, QADIR J, et al. Big data in the construction industry: A review of present status, opportunities, and future trends [J]. *Advanced engineering informatics*, 2016, 30(3): 500-521.
- [22] ZHANG Y, SHAN R, YANG L, et al. A big data analytics architecture for cleaner manufacturing and maintenance processes of complex products [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 142: 626-641.
- [23] WU K J, LIAO C J, TSENG M L, et al. Toward sustainability: using big data to explore the decisive attributes of supply chain risks and uncertainties [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 142: 663-676.
- [24] TAO F, QI Q, LIU A, et al. Data-driven smart manufacturing [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2018, 48(C): 157-169.
- [25] YANG J, LI S B, WANG Z, et al. Using deep learning to detect defects in manufacturing: a comprehensive survey and current challenges [J]. *Materials*, 2020, 13(24): 5755. DOI: [10.3390/ma13245755](https://doi.org/10.3390/ma13245755).
- [26] ZHAO N Y, LIAN J Y, WANG P F, et al. Recent progress in minimizing the warpage and shrinkage deformations by the optimization of process parameters in plastic injection molding: a review [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 120(1-2): 85-101. DOI: [10.1007/s00170-022-08859-0](https://doi.org/10.1007/s00170-022-08859-0).
- [27] 方伟光, 郭宇, 黄少华, 等. 大数据驱动的离散制造车间生产过程智能管控方法研究 [J]. *机械工程学报*, 2021, 57(20): 277-291. DOI: [10.3901/JME.2021.20.277](https://doi.org/10.3901/JME.2021.20.277).
- FANG W G, GUO Y, HUANG S H, et al. Big data driven intelligent production control of discrete manufac-

- turing process[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(20): 277-291. DOI: [10.3901/JME.2021.20.277](https://doi.org/10.3901/JME.2021.20.277).
- [28] 梁超, 张熊, 米高阳, 等. 基于神经网络与遗传算法的铝合金激光摆动焊工艺参数优化[J]. *电焊机*, 2022, 52(8): 43-49. DOI: [10.7512/j.issn.1001-2303.2022.08.06](https://doi.org/10.7512/j.issn.1001-2303.2022.08.06).
LIANG C, ZHANG X, MI G Y, et al. Optimal design for laser oscillating welding process parameter based on artificial neural networks and genetic algorithm for aluminum alloy[J]. *Electric Welding Machine*, 2022, 52(8): 43-49. DOI: [10.7512/j.issn.1001-2303.2022.08.06](https://doi.org/10.7512/j.issn.1001-2303.2022.08.06).
- [29] MA M Y, XIONG W J, LIAN Y, et al. Modeling and optimization for laser cladding via multi-objective quantum-behaved particle swarm optimization algorithm[J]. *Surface and Coatings Technology*, 2020, 381: 125129. DOI: [10.1016/j.surfcoat.2019.125129](https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2019.125129).
- [30] ZHANG Y T, GONG B X, TANG Z R, et al. Application of a bio-inspired algorithm in the process parameter optimization of laser cladding[J]. *Machines*, 2022, 10(4): 263. DOI: [10.3390/machines10040263](https://doi.org/10.3390/machines10040263).
- [31] 舒海涛, 刘治华, 梁帅, 等. 基于灰色关联分析法的COC芯片翘曲变形注塑工艺优化[J]. *工程塑料应用*, 2020, 48(10): 65-70. DOI: [10.3969/j.issn.1001-3539.2020.10.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3539.2020.10.012).
SHU H T, LIU Z H, LIANG S, et al. Optimization of injection molding process for warpage of COC chip based on grey relational analysis[J]. *Engineering Plastics Application*, 2020, 48(10): 65-70. DOI: [10.3969/j.issn.1001-3539.2020.10.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3539.2020.10.012).
- [32] LI K, YAN S L, ZHONG Y C, et al. Multi-objective optimization of the fiber-reinforced composite injection molding process using Taguchi method, RSM, and NSGA-II[J]. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2019, 91: 69-82. DOI: [10.1016/j.simpat.2018.09.003](https://doi.org/10.1016/j.simpat.2018.09.003).
- [33] ZHOU H F, ZHANG S Y, WANG Z L. Multi-objective optimization of process parameters in plastic injection molding using a differential sensitivity fusion method[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 114(1-2): 423-449. DOI: [10.1007/s00170-021-06762-8](https://doi.org/10.1007/s00170-021-06762-8).

作者简介:

明雪飞 男,(1986-),博士研究生,高级工程师.研究方向为电子封装. E-mail: mxfl5861471725@163.com.

李可 男,(1978-),博士,教授.研究方向为机械系统动态监测与故障诊断.

王刚 男,(1986-),博士,高级工程师.研究方向为电子封装.

田爽 男,(1989-),博士,高级工程师.研究方向为电子封装.

王波 男,(1982-),硕士,高级工程师.研究方向为电子封装.

张明新 男,(1990-),硕士,高级工程师.研究方向为微电子.

宿磊 男,(1986-),博士,副教授.研究方向为微电子封装缺陷智能检测.