

面向制造过程的虚拟量测技术综述与展望

李莉, 张雅璇, 于青云

同济大学电子与信息工程学院, 上海 201804

基金项目: 国家自然科学基金(72171172, 62088101); 上海市发展与改革委员会重大专项(2021SHZDX0100); 上海市科学技术委员会先导项目(19511132101)

通信作者: 于青云, qingyunyu@tongji.edu.cn 收稿/录用/修回: 2023-05-15/2023-06-25/2023-07-16

摘要

“零缺陷制造”作为工业4.0的拓展, 致力于大幅提升产品良率并最终实现产品零瑕疵。目前, 工业过程通常采取物理检测方式对产品进行质量检验, 属于离线破坏性试验且检测成本高昂, 检测结果无法及时指导生产。虚拟量测通过对生产过程数据进行监控、对产品品质或工艺进行预判, 能够将传统离线且具延迟特性的品质抽检改成线上且即时的品质全检。本文首先沿时间线对虚拟量测的发展历程进行了综述; 随后介绍了虚拟量测的研究现状和典型应用场景, 特别是半导体制造领域; 接着汇总了常见的虚拟量测技术方法及其所解决的实际工程问题, 比如数据预处理方法、预测建模方法和系统功能设计; 最后, 对制造过程虚拟量测问题进行了展望, 提出了一种集数据预处理与可视化、虚拟量测和质量追溯为一体的工业制造过程智能管理体系。

关键词

零缺陷制造

产品良率

虚拟量测

中图法分类号: TP18

文献标识码: A

Overview and Prospect of Virtual Metrology Technology for Manufacturing Processes

LI Li, ZHANG Yaxuan, YU Qingyun

College of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China

Abstract

As an outgrowth of Industry 4.0, “zero-defect manufacturing” is dedicated to dramatically improving product yield and ultimately achieving zero-defect products. Presently, the manufacturing process mainly adopts the physical inspection method for product quality inspection, which is an off-line test with high detection cost and delayed guide. By monitoring production process data and predicting product quality or process, virtual metrology (VM) may transform the traditional off-line and delayed quality sampling into online and real-time quality full inspection. Firstly, we summarize the development of VM over time. Then the research status and typical application scenarios of VM, especially in semiconductor manufacturing, are introduced. Subsequently, the common VM techniques and practical engineering problems are outlined, such as data preprocessing, predictive modeling methods and system function design. Finally, we prospect the manufacturing process VM problem, and propose a manufacturing process intelligent management system, which integrates data preprocessing and visualization, VM and quality tracing.

Keywords

zero-defect manufacturing;

product yield;

virtual metrology

0 引言

德国政府在 2011 年宣布推动工业 4.0 政策，掀起了全球智能制造浪潮，随之而来也出现了“零缺陷制造 (zero-defect manufacturing, ZDM)”的概念，也称为“工业 4.1”^[1-6]。工业过程中的流程缺陷、环境颗粒物、工艺波动等都有可能对产品出现批量缺陷，目前常采取的物理检测方式属于离线破坏性试验、需要专用检测仪器(检测成本高昂)且存在较大滞后性；再者，由于传感器能力有限，无法直接测量部分工艺参数，导致检测结果无法及时指导

生产、造成资源浪费、无法保障全流程产品质量。虚拟量测技术作为实现“零缺陷制造”的强有力手段，能够帮助企业对生产过程进行严格把控，对工业过程参数进行全面监控和分析、及时发现和排除可能导致产品缺陷的因素，进而有效地降低产品的缺陷率并提高产品良率。如图 1 所示，虚拟量测技术可以在产品尚未完工或无法进行实际量测的情况下，利用生产机台参数推估其产品品质或工艺可靠性，把离线且具延迟特性的品质抽检改成线上且即时的品质全检^[7-11]。

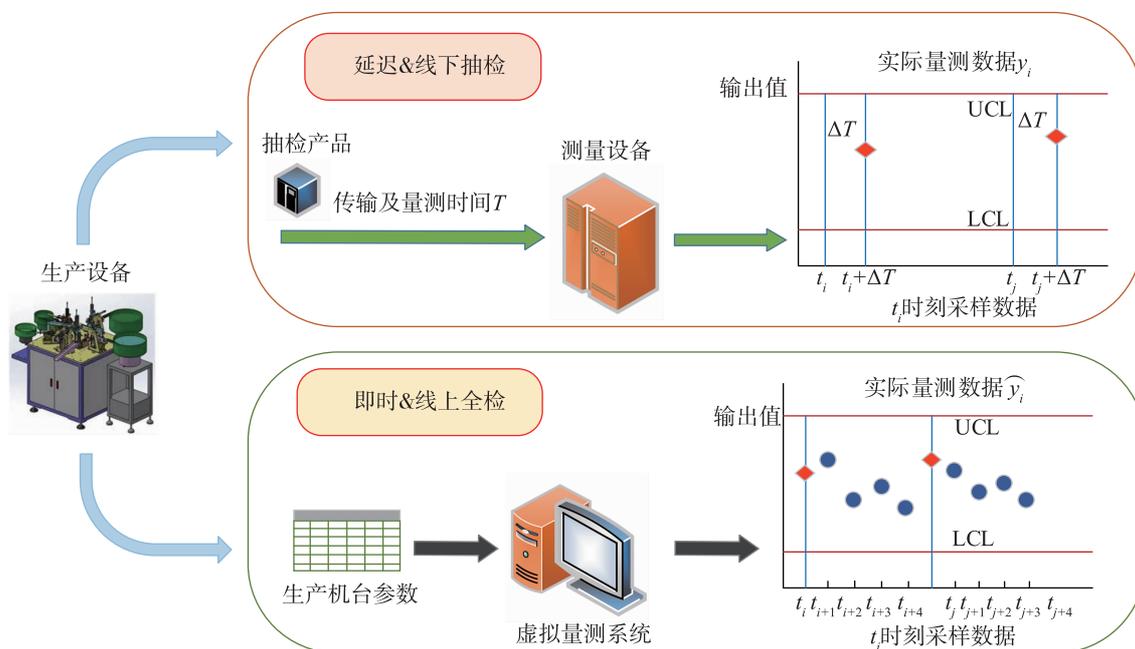


图 1 虚拟量测示意图

Fig.1 Virtual metrology schematic diagram

随着制造业对产品质量和生产效率重视程度的日益提升，学术界和工业界对虚拟量测的研究热度呈现缓步递增的趋势。图 2 所示为 2005 年 - 2022 年的虚拟量测文献发表走势(数据统计自 Scopus 核心数据库)，整体呈现波动上升趋势，但年度文献数量尚未突破 50 篇。图 3 所示为 2005 年 - 2022 年的虚拟量测相关专利走势(数据统计自国家知识产权局和 The Lens 专利检索平台)，整体呈现波动上升趋势，特别是 2017 年开始呈现直线上升趋势，2022 年度专利数量破百。由此可见，工业界对虚拟量测的需求和研究热度呈现稳步上升的趋势，学术界亟需面向工业重大需求建立工业过程虚拟量测的新体系与新方法，以满足工业过程的日益复杂需

求，并助力我国制造业数字化转型。

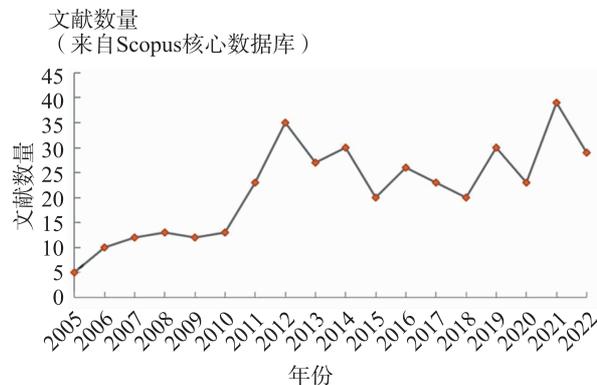


图 2 虚拟量测文献发表走势 (2005 年 - 2022 年)

Fig.2 Publications on VM from 2005 to 2022



图3 虚拟量测专利发表走势(2005年-2022年)

Fig.3 Patents on VM from 2005 to 2022

聚焦工业制造过程虚拟量测技术, 本文将从发展历程、应用领域、技术创新等方面对虚拟量测技术进行横纵向综述。

1 虚拟量测发展历程

虚拟量测是一种基于过程工具感知数据来推测过程工艺及产品质量的方法, 其可以免于物理计量操作。通过对检索到的文献和专利进行全面分析, 虚拟量测发展历程中的重要节点可分为: 离线建模与分析、初步虚拟量测、通用虚拟量测、全自动虚拟量测等4个阶段。

1.1 离线建模与分析

传统的虚拟量测模型仅能对量测值进行预测, 无法提供预测值的信心指标, 令使用者不敢贸然采用^[12-17]。2007年已有虚拟量测相关概念及方法, 能够执行历史过程和计量数据的离线收集与分析, 能够实现数据质量指数和计量数据质量指数模型、虚拟量测模型、信心指标和全局相似性指数等模型的构建。但彼时的虚拟量测方案只有单相输出、无法兼顾量测的及时性和准确性, 且尚未具有对实际量测数据进行实时品质评估的能力。

1.2 初步虚拟量测

为了克服传统虚拟量测模型无法兼顾立即性与准确性、数据品质评估能力较差、成本耗费大的缺点, 郑芳田等于2007年提出了一种双相虚拟量测方案, 在虚拟量测模型中引入了实际测量样本反馈环节、对产品良率预测结果进行评估调整, 进而能够兼顾快速性和准确性; 通过第一阶段和第二阶段的信赖度指数(reliance index, RI)和全局相似度指

数(global similarity index, GSI)来量化虚拟量测值的可靠度^[18-21]。并且, 其具有在线收集数据及在线学习的功能, 可以实时生成虚拟量测值及其RI/GSI。此外, 初步虚拟量测(preliminary virtual metrology, PVM)系统能够使远程客户端随时随地获取系统预测结果。

1.3 通用虚拟量测

随着PVM系统的进一步升级, 通用虚拟量测系统实现了模块可插拔性。GVM框架不仅继承了PVM的在线推测功能, 且被赋予了可插拔性: 可以轻松交换其数据收集驱动程序、虚拟量测和RI/GSI模块以及通信模块, 即具有一定的迁移性。例如, 用于化学气相沉积设备的虚拟量测系统也可以被迁移并应用于蚀刻设备中。

1.4 全自动虚拟量测

由于同一类型或同一机台内各个反应室的物理特性不尽相同, 若想达到虚拟量测的高精度要求, 需要对各个反应室构建个性化预测模型, 但势必将耗费庞大的人力资源与成本。为了解决这个问题, 一种全自动虚拟量测(automatic virtual metrology, AVI)系统被提出, 其包含一个模型创建服务器和多个虚拟量测伺服器, 能够自动输出产品质量评估结果并进行模型自更新^[22]。考虑到部分工艺加工质量无法被直接测量, 为了更精确地处理间接虚拟量测问题, TSAI等^[23]设计了一种基于虚拟磁带的双阶段间接虚拟量测架构。除了使用不同的算法创建虚拟量测模型之外, 一种适用于薄膜晶体管液晶显示器工业的自动虚拟计量框架AVMF(AVM framework)和AVMSIF(AVM system implementation framework)分别在2010年和2012年被设计出, 旨在介绍AVM系统实现框架的开发^[24-25]。此外, 为了实现全线质量检测, 将控制能力从批次级别迁移到晶圆级别, CHENG等^[26-28]设计了一种集成化工业制造系统: 将AVM集成到制造执行系统中, 并对其AVM、诸多MES组件和运行模块接口进行了定义, 实现全自动虚拟量测。

通过上述分析可知, 虚拟量测技术自2007年被正式定义以来, 到目前为止已经经历了概念、方法技术和系统的多维度升级。如图4所示, 本文按照自动化程度将虚拟量测发展历程划分为4个等级: 基础级, 离线采集与分析; 初步虚拟量测系统(PVM), 可以进行在线数据采集与双阶段虚拟量

测;通用虚拟量测系统(GVM),能实现客户远程监控系统预判结果;全自动虚拟量测系统(AVM),可以快速将虚拟量测系统迁移到工厂所有设备上。



图4 虚拟量测系统的自动化水平^[25]

Fig.4 Automation levels of VM systems^[25]

2 虚拟量测应用领域

虚拟量测通过对设备参数、工艺参数及其他生产数据进行监测,进而对设备工艺质量和产品质量进行评估,将带有延迟特性的抽样监测转换为实时在线的产品全检。因具备检测实时性高、成本低、维护方便等优点,虚拟量测现在已成为美国、欧洲和亚洲先进设备控制及先进过程控制研讨会的热门主题,受到诸多制造行业和高技术领域的青睐。如图5所示为虚拟量测技术的应用领域统计结果,目前已经在半导体制造、机械加工、金属加工、化工化学、互联网+、新能源等行业得到探索性应用^[29-31]。

2.1 半导体制造领域

虚拟量测技术最早应用于半导体工艺流程(薄膜晶体管液晶显示器、化学气相沉积、等离子体增强化学气相沉积、化学机械平面化和等离子体蚀刻等)的良率管理与控制。2008年,国际SEMATECH

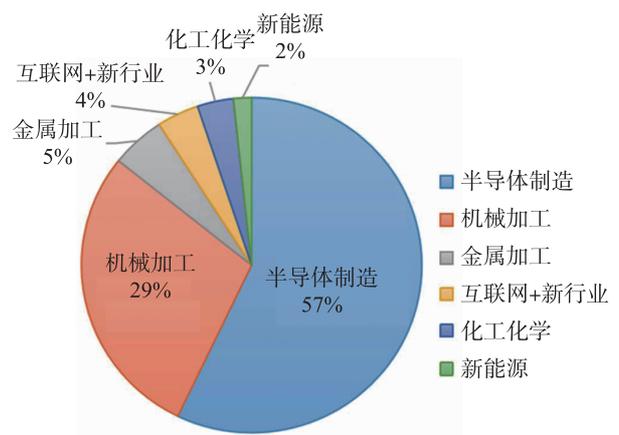


图5 虚拟量测技术应用领域

Fig.5 Virtual metrology technology application field

制造计划联盟将虚拟量测技术纳入了下一代制造规划中;2009年,国际半导体技术路线图也将虚拟量测指定为工厂信息、制造控制系统及先进过程控制的重点领域之一^[32-34]。

在薄膜晶体管液晶显示器(TFT-LCD)制造中,SU^[35]等分别在2004年和2006年提出了一种基于反向传播神经网络(BPNN)的产品质量预测方案和等离子溅射加工质量预测方案,FAN和JEN^[36-37]开发了一种新的产品——产品的虚拟量测模型,用于预测阵列扇区TFT-LCD滤色过程中的光刻胶间隔高度。为了预测半导体制造中的化学气相沉积厚度,HUNG等^[7]应用径向基函数网络(RBFN)开发了一种虚拟量测方案;CHENG等^[38]利用全自动虚拟量测系统,为等离子体增强化学气相沉积流程部署了一种管-管控制方案。在化学机械平面化工艺方面,一种基于高斯过程回归和一种基于JIT(just-in-time)模型的杂质去除率动态预测模型被提出并证明了其性能^[39-42]。KIM^[43]和HAN^[44]等分别应用RBFN和RBFN+遗传算法构建了等离子体蚀刻过程的虚拟量测模型;ZENG^[45]在2009年提出了构建预测蚀刻偏差的虚拟量测模型的方法;同年,LYNN^[46]利用晶圆加工过程中可获得的刻蚀刀具参数来预测晶圆的刻蚀速率。ZENG^[47]在2010年提出了半导体晶片蚀刻中应用虚拟量测的可能性;同年,LYNN^[48]等利用虚拟量测代替了对关键蚀刻变量的直接测量;2012年,LYNN等^[49-50]提出了等离子体蚀刻过程的全局和局部虚拟量测模型。

除了上述工艺流程外, 为了在 32 nm 技术节点实现设计的可制造性和先进的过程控制, MONAHAN^[51] 提出需要从实际计量过渡到虚拟量测, CHEN 等^[14] 提出应用虚拟量测实现晶圆-晶圆控制。KHAN^[52-54] 等利用递归偏最小二乘方法开发了一种分布式虚拟量测架构, 用于晶圆级别的虚拟量测和半导体制造过程的反馈控制。MOYNE 等^[55] 利用虚拟量测技术来预测产量偏差和偏差源, 并将产量预测信息反馈到晶圆的控制级别。PAN 等^[56] 提出了一种基于多变量共变数分析 (MANCOVA) 模型和工具聚类的虚拟量测系统, 用于预测半导体制造过程中晶圆的线尾电气特性。2014 年德国学者 ROEDER^[57] 采用随机梯度增强树模型进行算法开发, 研究了对利用虚拟量测技术进行沟槽深度预测的可行性。为了便于实现和部署, HUANG 等^[58] 采用著名的分布式面向对象设计过程设计了一种集成数据预处理、双阶段预测、信任指标和相似度指标等特性的 GVM 框架, HSIEH 等^[59] 构建了一个预测晶圆切屑量的 AVM 系统。

2.2 其他领域

除了半导体制造领域外, 虚拟量测也开始逐步得到其他领域的青睐。2009 年, IMAI 等^[60] 开发了虚拟量测数学模型, 对镀液镀层退化进行故障检测和分类, 以防止片上系统铜互连故障。LIN 等^[61] 在太阳能工业中利用 AVM 系统进行运行控制, TANAKA 等^[62] 利用设备数据进行晶体管阈值电压的预测与控制。YANG 等^[63] 设计了一种将 AVM 系统应用于轮毂加工自动化的方法, 以实现大批量生产环境下所有精密零件的全检; TIENG 等^[64] 提出了发动机机箱制造中的 AVM 与变形融合方案, 来处理部件变形问题; YANG 等^[65] 构建了一个基于 AVM 系统的金属增材智能计量结构, 以评估工艺参数和材料性能之间的交互作用。在碳纤维制造领域中, HSIEH 等^[66] 提出了一种生产数据回溯机制, 利用该机制, 可以获取每一个完全旋转的工件的工艺数据, 从而完成在制品跟踪要求。LIM 等^[67] 搭建了一个用于氨纶纤维制造的虚拟量测系统, 提出了一种模型刷新策略, 以保证系统的持续可用性和高质量预测。近年来, YEH 等^[68] 设计了以计算机视觉和人工神经网络为特征的可视化铜微结构的虚拟量测系统, 并证明了其适用于大多数成像系统。

在机床行业, TIENG 等^[69] 在已有的数据质量评价方法、模型可靠性评价方法和加工精度预测方

法的基础上, 提出了一种新的机床加工精度预测方法。HUNG 和 CHEN 等^[70-71] 开发了一个先进制造云平台, 提供多种与制造相关的云服务, 以方便用户对机床进行支持活动, 并提供可插入各种预测模型的智能设备, 用于在机床上执行预测应用; TIENG 等^[72] 尝试将虚拟量测技术应用于机床加工精度的测量。

由此可见, 虚拟量测技术已经在半导体制造的许多工艺环节得到了成熟的应用, 在其他领域, 特别是一些高科技行业也开始崭露头角, 这也印证了其应用价值和前景。

3 虚拟量测方法技术

随着虚拟量测受到越来越多学者和行业的关注, 其技术程度也逐渐成熟。其中, 主要围绕数据预处理、预测建模方法、系统架构等方面探索了更创新和高效的方法应用于虚拟量测系统。

3.1 数据预处理

工业数据具有高维非线性、大数据小样本等特点, 难以直接应用。数据预处理是对数据进行分析、过滤、转换和编码的方法, 使算法能够容易地解释数据的特征, 提高质量估计的准确性。

3.1.1 异常值去除

异常值是位于预测分布之外的异常数据, 如果预测时将其考虑在内, 则会降低预测精度。从数据集中识别和消除它们是虚拟量测领域备受关注的预处理技术。其中最基本和最广泛使用的方法是手动异常值识别, 但该方法只能离线使用, 对虚拟量测的应用造成了严重限制。基于统计的方法是一个直接有效的在线方法。HUANG 等于 2014 年创建了用于虚拟量测离群值识别的 ART2 聚类方法, 并被集成到 AVM 框架中^[73-74]。在机器学习的一个领域——新颖性检测——中, 有学者提出了发现异常值的增强策略, 其中几种方法已在虚拟量测技术上成功尝试^[75-77]。

双阶段虚拟量测方案的一个缺点是其数据预处理模块无法在线实时地评估采集到的测量数据的质量。因此, 不能排除过程或测量数据出现异常, 可能导致预测精度下降^[78]。TIENG^[64] 提出了一种基于小波的去噪方法^[79-80] 来提高传感器数据的信噪比。此外, 他们还主张将 AVM 与目标值调整方案相结合, 增强 AVM 的自适应定制能力^[81]。

在等离子体信息的虚拟量测中, 有研究人员开

发了一种基于等离子体信息的虚拟量测 (PI-VM) 算法, 该算法通过参数化等离子体信息来跟踪和分析等离子体的状态, 通过选择关键性能变量, 即“良好信息”, 使过程预测的性能有了很大的提高^[82-83]。此外, 一些学者通过将光学发射光谱数据转换为状态变量识别数据, 提高了蚀刻轮廓预测的有效性^[84-85]。

3.1.2 降维

降维是将特征空间从高维空间改变为低维空间, 同时最大范围地保留有用信息的过程。由于高位特征空间存在维数高和计算复杂这两个棘手问题, 因此使用高维特征空间不利于虚拟量测的应用。另外, 保留与输出无关的属性可能会降低模型的整体功效^[86-87]。

主成分分析 (PCA) 和偏最小二乘 (PLS) 是常用的降维方法, 但它们都受到线性假设的限制, 亟需非线性算法的弥补。此外, 由于 CNN 应用在机器学习领域的快速发展, CNN 在虚拟量测应用中的使用也在不断增加, 据统计, 2020 年应用的降维算法中, CNN 的使用率超过 70%。

特征选择通过去除冗余或不相关特征来达到降维的目的。当数据量增加时, 算法性能的提高也有其局限性, 因此需要一个严格且耗时的特征选择过程: 神经网络逐步选择方法、神经网络输出与多回归输出之间的选择方案、虚拟量测模型更新方案、增强混合特征选择等方法被相继提出以此来提高预测精度^[88-94]。

此外, 为经济有效地降低测量成本, 有学者提出了智能采样决策方案、主动检测框架和自适应主动学习方法^[95-97]。CHENG 等^[98-100]提出了一种基于 AVM 系统和先进算法的双阶段智能采样决策方案、动态方案和自动采样决策方案, 以在线和实时地适应和修改采样率。KURZ 等^[101]在半导体制造中提出了一种“预测性”采样决策系统, 以及几种使用真实测量数据动态评估虚拟量测可靠性的方法。目前, 有研究者利用虚拟量测技术实现了智能采样方案, 并通过虚拟量测的部分联合训练进行有效分类^[102-103]; 还设计了基于采样间隔注意长短期记忆网络的虚拟量测系统, 以便处理工业过程不规则采样时间序列中的质量变量问题^[104]。

3.2 预测建模方法

虚拟量测技术中使用的大多数预测算法有很多, 如表 1 所示。

表 1 VM 预测算法
Tab.1 VM prediction algorithm

方法	算法	优点	限制
线性模型	多元线性回归 (MLR)	复杂度低, 计算效率高	线性, 稳定性较差
	偏最小二乘 (PLS)	可解释, 计算效率高, 特征提取	对离群值敏感, 线性, 可解释性较差
	Lasso	计算效率高, 特征选择, 可解释	线性, 高相关变量性能差, 若描述元数量超过观测数量则性能低
神经网络	多层感知器 (MLP)	非线性, 从训练集中的特征子集生成新特征	计算要求高, 数据集需求大, 黑盒
	卷积神经网络 (CNN)	非线性, 特征提取, 鲁棒性强	计算要求高, 数据集需求大, 黑盒
	递归神经网络 (RNN)	非线性, 有时间记忆	计算要求高, 数据集需求大, 黑盒
	贝叶斯神经网络 (BNN)	非线性, 因果性, 先验知识	计算要求高, 数据集需求大, 黑盒
核方法	高斯过程回归 (GPR)	非线性, 计算效率高, 内置不确定性量化	计算要求高, 可扩展性差, 难以调优, 高斯性
	支持向量回归 (SVR)	非线性, 效率高, 不易过拟合	可扩展性差, 难以调优

第一类最常用的预测算法是线性回归算法, 一方面它们耗时短、复杂度低、计算效率高、抗噪能力强; 另一方面, 存在精度低、在非线性问题中可能不稳定的问题。

第二类常用的预测算法是神经网络类算法, 包括多层感知器 (MLP)、卷积神经网络 (CNN)、递归神经网络 (RNN)、贝叶斯神经网络 (BNN), 已广泛应用于半导体制造领域, 如 CVD 工艺中的故障分类诊断、晶圆表面检测、二维数据 VM 模型、不平衡数据集上的晶圆缺陷识别、IC 布局补偿建议等^[105-109]。

MLP 长期以来一直是常用的预测算法, 但由于缺乏代表性, 逐渐被更先进的神经网络架构所取代。RNN 利用时间相关性来提高处理时间序列的

准确性, 然而却存在严重的数据效率问题, 这些均限制了它们的应用与发展。此外, 有研究表明, CNN 可以以一种高效的方式和更高的精度捕获时间依赖关系, 实现更高的精度和对漂移的鲁棒性; 贝叶斯神经网络被挖掘出许多新的、有价值的功能, 如计算机辅助制造工具的先验知识转移和因果关系。

CHANG 等在 2006 年利用分段线性神经网络和模糊神经网络设计了虚拟量测方案。以化学气相沉积工艺为例, CHENG 等^[110-112] 构建了基于 RBFN 的虚拟量测方案; 意大利学者 SUSTO^[113] 研究了一种用于半导体制造的多步骤虚拟量测技术, 该技术依赖于多级和正则化方法来提高预测精度。近年来, 一些学者提出了各种基于 CNN 的虚拟量测模型。结果表明, CNN 可以提高预测精度, 进一步减小误差^[114-116]。然而, 在实际应用中需要考虑两个问题: 1) 测量数据不足; 2) 在线模型更新的智能自学习能力。为此, 有学者引入了基于卷积自编码器和迁移学习的 AVMCNN 系统来解决该情况^[117-119]。此外, 贝叶斯方法、随机森林、逐步回归方法以及基于树的方法也被证明适用于虚拟量测系统的改进^[120-123]。

第三类常用方法是核方法。支持向量回归 (SVR) 法的应用度正逐渐下降, 同时高斯过程回归 (GPR) 成为研究者热点。GPR 在虚拟量测领域是一种很有潜力的方法, 它提供了内建的不确定性量化, 为 VM 的实际应用和实现提供了可能性。然而 GPR 最大的局限性是缺乏可扩展性, 如果结合正确的降维算法如 Lasso 或 CNN, 该限制能够得到降低。

除上述的预测算法外, 学术界和业界将逐渐把更多新颖的机器学习和深度学习应用于虚拟量测, 极大地提高了其预测精度, 扩大了应用范围。

3.3 虚拟量测系统功能设计

除了数据预处理和预测建模方法外, 一些学者还对虚拟量测系统框架进行了创新与扩展, 以提高适应性和可更新性。

3.3.1 虚拟量测系统框架的数据驱动方法

随着研究的深入, HUNG 等^[124] 提出了一种基于主存数据库技术的 AVM 系统架构, 可以使其具有更高的数据存储效率、更强的数据查询性能和更低的数据库存储成本。近年来, 结构化的数据驱动、基于宽深神经网络的数据驱动虚拟量测框架以及将历史数据重新应用于未来设计的一些新方法被提出^[125-127]。针对现有虚拟量测模型无法考虑自适

应多模态划分和模态样本不平衡等问题, XU 等^[127] 提出了一种基于模糊聚类和多任务学习深度信念网络的数据驱动自适应虚拟量测模型。

3.3.2 虚拟量测系统框架的功能机制

根据实际应用过程中的不同情况, 研究对虚拟量测的功能机制进行了改进^[128-129]。KAO 等^[130] 提出了一种新的运行控制方案, 将虚拟量测与反馈回路中的 RI/GSI 相结合。为了加强 AVM 系统的适用性, YANG 等^[131] 在预测维护和故障检测方面提供了基于虚拟量测的控制系统。HSIEH 等^[132-133] 提出并设计了一种基于虚拟量测的基线故障检测分类方案和基线预测维护方案, 包括故障检测与分类和预测维护功能。对于多输入多输出半导体工艺, FAN 等^[134] 利用偏最小二乘技术提出了一种较完备的过程控制框架, 集成了操作控制、虚拟量测和故障检测等功能。

3.3.3 先进的虚拟量测系统框架

近年来, 随着工业 4.0、智能工厂等概念的提出和流行, 以及物联网、云计算、大数据分析、信息物理系统等先进 IT 技术的发展, 与智能制造平台相结合的 AVM 系统也在逐渐得到应用^[135-136]。基于私有云架构和虚拟量测技术, HUNG 等^[137] 设计了一种基于云的 AVM 系统, 与现有的基于个人计算机的 AVM 系统相比, 该系统表现出了显著的性能提升, 同时实现了相似的预测精度。HUANG 等^[138] 和 HUNG 等^[139] 利用云计算和多种 IT 技术 (VM 软件、XML、Web 服务和 HTML5), 为多租户模型创建服务和半导体行业创建了基于云的 AVM。此外, LIN 等^[140] 构想并实现了基于先进 IC 技术的智能制造平台——先进物联网制造云。

综上, 虚拟量测技术分别从数据预处理、预测建模方法和系统架构方面, 得到了改进和创新, 进而使其更加智能、自动、自适应, 同时也具有更强的应用性。

4 总结与展望

4.1 总结

本文系统地对虚拟量测技术的发展历程进行了全面的分析。如图 6 所示, 从总体上看, 大致呈现出从概念提出到完善, 从预测精度提高到应用扩展, 从在线实时检测到自适应的发展趋势。

在数据预处理方面, 分别从异常值去除和降维的角度提出了新的方案和框架, 应用的算法从分段线性神经网络, 到径向基函数网络、反向传播神经

网络,以及近年来的卷积自编码器和迁移学习算法,为提高预测精度提供了技术基础。同时,抽样决策方案向智能化、自动化和自适应方向持续改进。除半导体领域(等离子体蚀刻、等离子溅射、

化学气相沉积、晶圆锯切、晶圆化学机械平坦化)外,虚拟量测技术的应用和研究在太阳能行业、轮毂加工自动化、机床行业等也受到青睐,用于整体检测和精度预测。

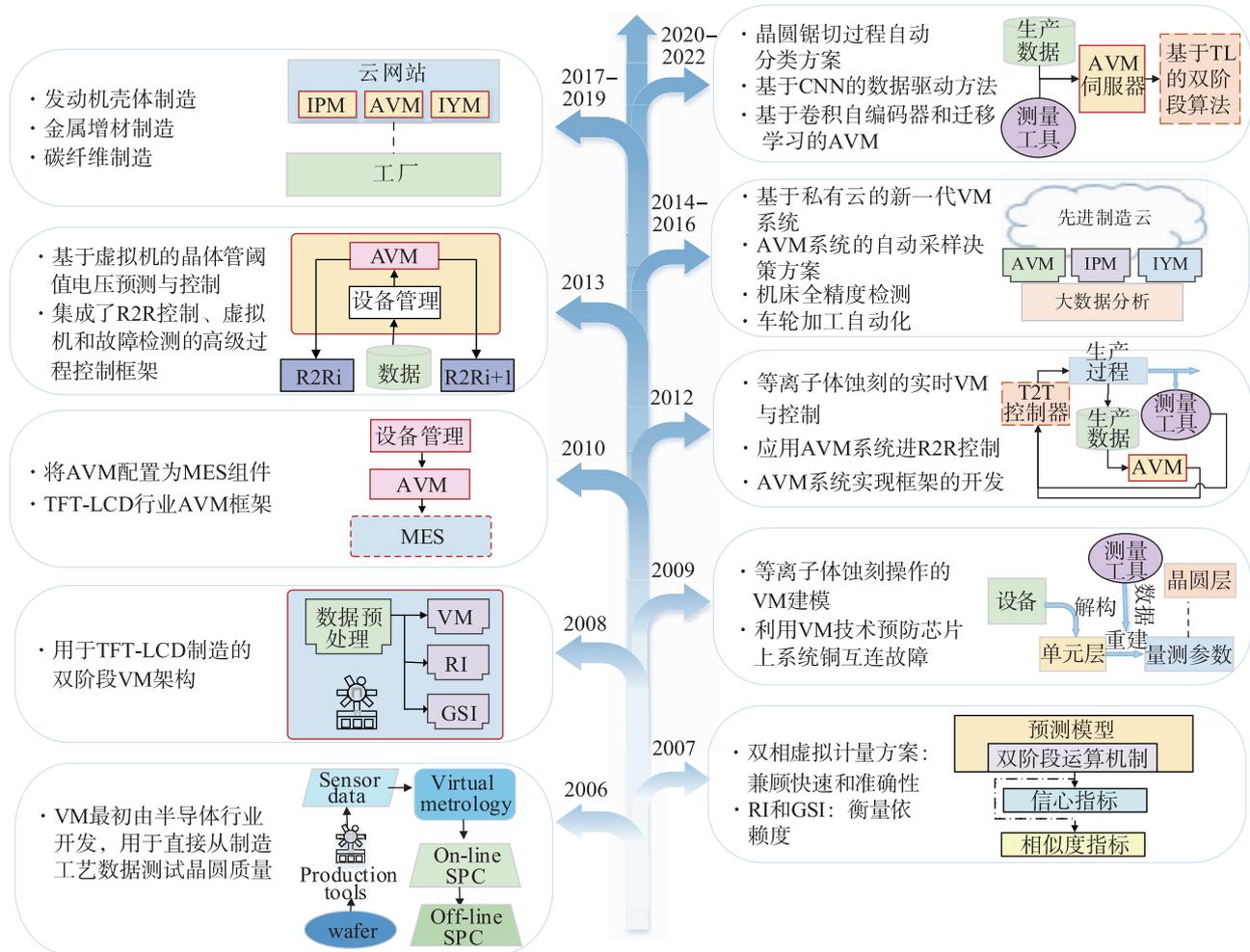


图6 虚拟量测技术发展历程总览

Fig.6 VM technology development history overview

除了上述方面的创新与提高,目前还有许多问题需要解决:1)虚拟量测技术的可更新性和自适应性有待提高,在工业制造环境中,会应用到大量的机器和操作中,其适应性关乎时间和数据方面的实现需求;2)公共数据集的质量评估算法需进一步规范,以便扩大虚拟量测技术的应用领域;3)缺少虚拟量测技术与设备预测性维护之间的联系的研究。针对以上目前工作的不足之处,对AVM的框架提出了新的建议和展望。

4.2 AVM 未来展望

基于大数据和人工智能技术,以数据智能为驱动的AVM将成为未来的重要发展方向——挖掘和

分析产品数据、工艺数据、外部数据与产品质量之间的内在关系,实现产品质量的实时监测预警、质量问题的快速准确追踪和产能的充分利用。具体地,该系统由3个子模块组成,如图7所示:1)数据预处理与可视化分析,用于提取质量特征信息并进行可视化分析呈现,监控异常波动;2)全自动虚拟量测,由生产过程中获得的状态监控、过程监控等工艺数据估计产品质量相关参数,实现产品质量在线全检并及时预测预警异常;3)全生命周期质量追溯,关联分析产品数据、工艺数据、过程数据、外部数据等,进行产品质量问题环节的快速准确溯源。同时,它将与更复杂的算法集成,充分利用先

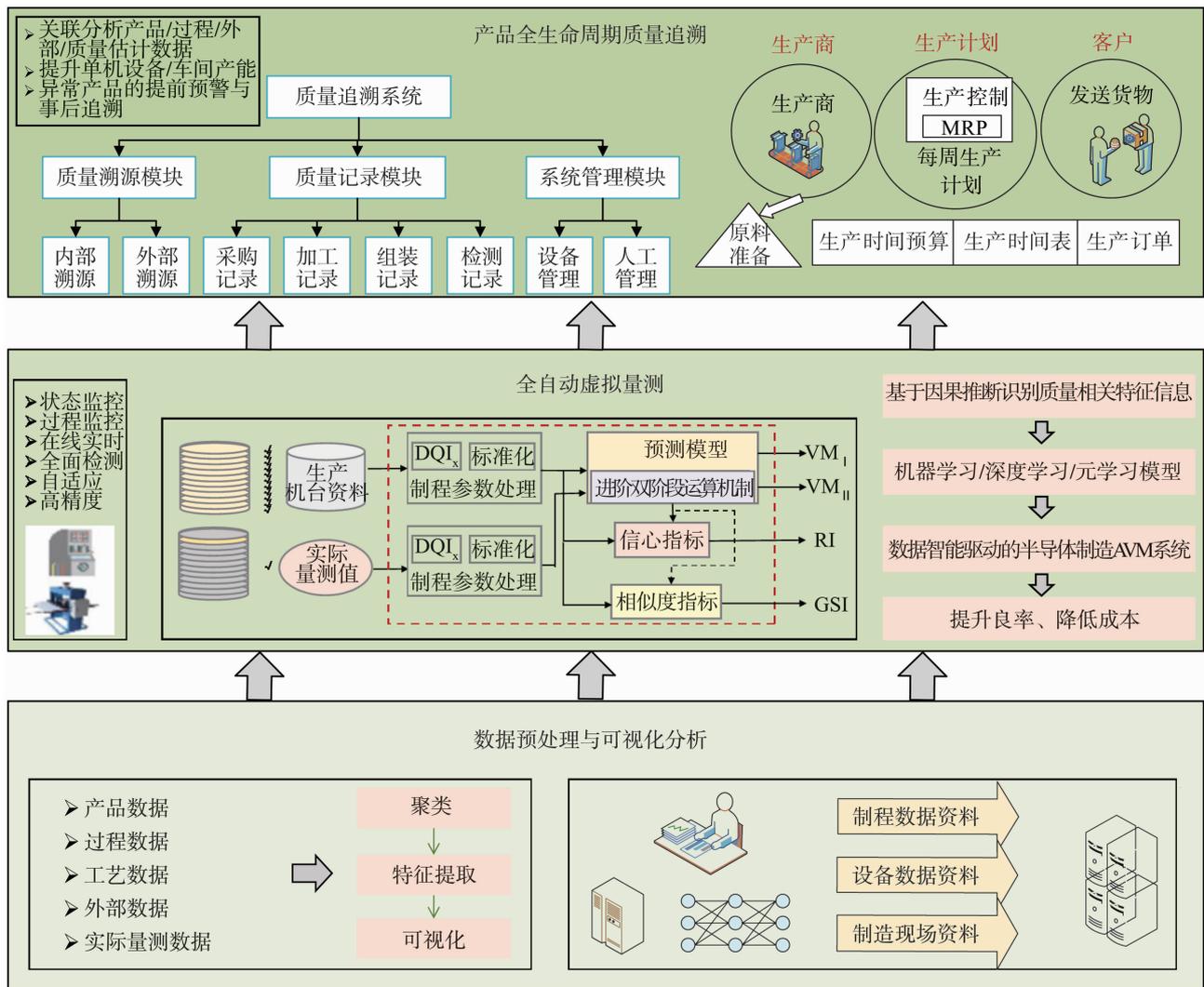


图 7 提出的数智驱动 AVM 系统框架

Fig.7 The proposed digital intelligence driven AVM system framework

进设备控制(AEC)和先进工艺控制(APC)技术与实际生产系统和设备接口,实现更高的数据存储效率和更低的成本。

工业 4.0 是全球制造业都渴望达到的里程碑,但现今制造业对于智能制造的愿景,大多仍聚焦于如何提高生产效率,对生产质量的提升却容易被忽

略。对此,工业 4.0 不应只关注生产效率,还应保证产品品质和提升良率。通过全自动虚拟量测、智能预测性维护、智能产量管理等核心技术,各行各业有望实现“零缺陷制造”——工业 4.1 的目标。可以预见,未来虚拟量测技术会进一步得到完善,更多的相关产品将被开发应用于更多领域。

参考文献

[1] HALPIN J F. Zero defects: A new dimension in quality assurance[M]. New York, USA: McGraw-Hill, 1966.

[2] ZHAO L P, LI B H, YAO Y Y. A novel predict-prevention quality control method of multi-stage manufacturing process towards zero defect manufacturing[J]. Advances in Manufacturing, 2023, 11(2): 280 - 294.

[3] 阿曼德·费根堡姆, 杨文士. 全面质量管理[M]. 北京: 机械工业出版社, 1991. ARMAND V F, YANG W S. Total quality management[M]. Beijing: China Machine Press, 1991.

[4] 张璐. “中国制造 2025”背景下制造业转型升级路径选择[J]. 中国集体经济, 2021(4): 9 - 10. ZHANG L. Path selection of manufacturing transformation and upgrading under the background of “Made in China 2025”[J]. China Collective Economy, 2021(4): 9 - 10.

- [5] 丁纯, 李君扬. 德国“工业 4.0”: 内容、动因与前景及其启示[J]. 德国研究, 2014(4): 49 – 66.
DING C, LI J Y. German “Industry 4.0”: Content, motivation, prospect and enlightenment[J]. Journal of German Studies, 2014(4): 49 – 66.
- [6] ING C K, LIN C Y, PENG P H, et al. Golden path search algorithm for the KSA scheme[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 19(3): 1517 – 1529.
- [7] HUNG M H, LIN T H, CHENG F T, et al. A novel virtual metrology scheme for predicting CVD thickness in semiconductor manufacturing[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2007, 12(3): 308 – 316.
- [8] WEBER A. Virtual metrology and your technology watch list: Ten things you should know about this emerging technology[J]. Future Fab International, 2007, 22(4): 52 – 54.
- [9] CHENG F T, HUANG H C, KAO C A. Dual-phase virtual metrology scheme[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2007, 20(4): 566 – 571.
- [10] YUNG-CHENG J C, CHENG F T. Application development of virtual metrology in semiconductor industry[C/OL]//31st Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society. Piscataway, USA: IEEE, 2005[2022 – 09 – 06]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/1568891>. DOI: 10.1109/IECON.2015.1568891.
- [11] CHANG Y C, FU H S, WANG Y L, et al. Method and system for virtual metrology in semiconductor manufacturing, US20070100487[P]. 2007 – 05 – 03.
- [12] GRAHAM P. Virtual technologies for advanced manufacturing and metrology[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2003, 16(7/8): 485 – 490.
- [13] STANLEY K J, STANLEY T D, Maia J. Wafer fabrication: Realizing 300 mm fab productivity improvements through integrated metrology[C/OL]//Winter Simulation Conference on Winter Simulation: Exploring New Frontiers. Piscataway, USA: IEEE, 2002[2022 – 09 – 16]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/1166404>. DOI: 10.1145/1030453.1030651.
- [14] CHEN P H, WU S, LIN J S, et al. Virtual metrology: A solution for wafer to wafer advanced process control[C/OL]//IEEE International Symposium on Semiconductor Manufacturing. Piscataway, USA: IEEE, 2005[2022 – 05 – 30]. https://www.zhangqiaokeyan.com/academic-conference-foreign_meeting---1_thesis/020515021481.html.
- [15] SU Y C, HUNG M H, CHENG F T, et al. A processing quality prognostics scheme for plasma sputtering in TFT-LCD manufacturing[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2006, 19(2): 183 – 194.
- [16] SU Y C, CHENG F T, HUNG M H, et al. Intelligent prognostics system design and implementation[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2006, 19(2): 195 – 207.
- [17] LENZ B, BARAK B, MUHRWALD J, et al. Virtual metrology in semiconductor manufacturing by means of predictive machine learning model[C/OL]//International Conference on Machine Learning & Applications. Piscataway, USA: IEEE, 2013[2022 – 10 – 19]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6786103>. DOI: 10.1109/ICMLA.2013.186.
- [18] CHENG F T, HUANG H C, KAO C A. Development of a dual-phase virtual metrology scheme[C]//IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 270 – 275.
- [19] SU Y C, TSAI W H, CHENG F T, et al. Development of a dual-stage virtual metrology architecture for TFT-LCD manufacturing [C]//2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2008: 3630 – 3635.
- [20] CHENG F T, CHEN Y T, SU Y C, et al. Method for evaluating reliance level of a virtual metrology system[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 1590 – 1596.
- [21] CHENG F T, CHEN Y T, SU Y C, et al. Evaluating reliance level of a virtual metrology system[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2008, 21(1): 92 – 103.
- [22] HUANG Y T, HUANG H C, CHENG F T, et al. Automatic virtual metrology system design and implementation[C]//IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2008: 223 – 229.
- [23] TSAI W H, CHENG F T, WU W M, et al. Developing a dual-stage indirect virtual metrology architecture[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 2107 – 2112.
- [24] HUNG M H, HUANG H C, YANG H C, et al. Development of an automatic virtual metrology framework for TFT-LCD industry [C]//2010 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 879 – 884.
- [25] HUNG M H, CHEN C F, HUANG H C, et al. Development of an AVM system implementation framework[J]. IEEE Transac-

- tions on Semiconductor Manufacturing, 2012, 25(4): 598 – 613.
- [26] CHENG F T, CHANG Y C, KAO C A, et al. Configuring AVM as a MES component[C]//2010 IEEE/SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 226 – 231.
- [27] CHENG F T, CHANG Y C, HUANG H C, et al. Benefit model of virtual metrology and integrating AVM into MES[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2011, 24(2): 261 – 272.
- [28] KAO C A, CHENG F T, WU W M, et al. Preliminary study of run-to-run control utilizing virtual metrology with reliance index [C]//Automation Science & Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 69 – 81.
- [29] KANG P, KIM D, LEE H J, et al. Virtual metrology for run-to-run control in semiconductor manufacturing[J]. Expert Systems with Applications An International Journal, 2011, 38(3): 2508 – 2522.
- [30] IMAI S I. Virtual metrology for plasma particle in plasma etching equipment[C/OL]//International Symposium on Semiconductor Manufacturing. Piscataway, USA: IEEE, 2007[2022 – 03 – 07]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/4446835>. DOI: 10.1109/ISSM.2007.4446835.
- [31] Vitale V, Aderhold W, Hunter A, et al. Use of virtual metrology for in-situ visualization of thermal uniformity and handoff adjustment in RTP critical anneals[C]//IEEE/SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2008: 349 – 353.
- [32] 傅蓓芬, 曹韵, 徐宏宇. 被制裁的半导体产业: 大国底牌之争[J]. 竞争情报, 2023, 19(2): 2 – 12.
FU B F, CAO Y, XU H Y. The sanctioned semiconductor industry: The battle of the great powers[J]. Competitive Intelligence, 2023, 19(2): 2 – 12.
- [33] 崔圆圆. 半导体制造与工业发展[J]. 硅谷, 2011, 17: 6 – 7.
CUI Y Y. Semiconductor manufacturing and industrial development[J]. Silicon Valley, 2011, 17: 6 – 7.
- [34] 朱晶. 全球工业芯片产业现状及对我国工业芯片发展的建议[J]. 中国集成电路, 2021, 30(Z1): 15 – 19.
ZHU J. Current situation of global industrial chip industry and suggestions for the development of China's industrial chip[J]. China Integrated Circuits, 2021, 30(Z1): 15 – 19.
- [35] SU Y C, CHENG F T, HUANG G W, et al. A quality prognostics scheme for semiconductor and TFT-LCD manufacturing processes[C]//30th Annual Conference of IEEE on Industrial Electronics Society. Piscataway, USA: IEEE, 2004: 1972 – 1977.
- [36] FAN S K S, CHANG X W, LIN Y Y. Product-to-product virtual metrology of color filter processes in panel industry[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 19(4): 3496 – 3507.
- [37] JEN C H, FAN S K S, LIN Y Y. Data-driven virtual metrology and retraining systems for color filter processes of TFT-LCD manufacturing[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1 – 12.
- [38] CHENG F T, CHIU Y C. Applying the automatic virtual metrology system to obtain tube-to-tube control in a PECVD tool[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2013, 45(6): 670 – 681.
- [39] CAI H, FENG J, YANG Q, et al. A virtual metrology method with prediction uncertainty based on Gaussian process for chemical mechanical planarization[J/OL]. Computers in Industry, 2020, 119[2022 – 08 – 16]. <https://www.semanticscholar.org/paper/103228>. DOI: 10.1016/j.compind.2020.103228.
- [40] CAI H S, FENG J S, YANG Q B, et al. Reference-based virtual metrology method with uncertainty evaluation for material removal rate prediction based on Gaussian process regression[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 116(3/4): 1199 – 1211.
- [41] ZHANG F Z, JIANG W L, WANG H G. Virtual metrology for semiconductor chemical mechanical planarization process using wide & deep learning[C]//10th International Conference on Computing and Pattern Recognition. New York, USA: ACM, 2021: 345 – 349.
- [42] CAI H S, FENG J S, ZHU F, et al. Adaptive virtual metrology method based on just-in-time reference and particle filter for semiconductor manufacturing[J/OL]. Measurement, 2022, 168[2022 – 11 – 02]. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224120308757>. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108338.
- [43] KIM B, PARK K. Modeling plasma etching process using a radial basis function network[J]. Microelectronic Engineering, 2005, 77(2): 150 – 157.
- [44] HAN D, MOON S B. Modelling of plasma etching process using radial basis function network and genetic algorithm[J]. Vacuum, 2005, 79(3): 140 – 147.
- [45] ZENG D K, SPANOS C J. Virtual metrology modeling for plasma etch operations[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manu-

- facturing, 2009, 22(4): 419–443.
- [46] LYNN S, RINGWOOD J, RAGNOLI E, et al. Virtual metrology for plasma etch using tool variables[C]//2009 IEEE/SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2009: 143–148.
- [47] ZENG D K, SPANOS C J. Estimation and control in semiconductor etch: Practice and possibilities[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2010, 23(1): 87–98.
- [48] LYNN S, RINGWOOD J V, MACGEARAILT N. Weighted windowed PLS models for virtual metrology of an industrial plasma etch process[C]//2010 IEEE International Conference on Industrial Technology. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 309–314.
- [49] LYNN S, RINGWOOD J V, MACGEARAILT N. Global and local virtual metrology models for a plasma etch process[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2012, 25(1): 94–103.
- [50] LYNN S A, MACGEARAILT N, RINGWOOD J V. Real-time virtual metrology and control for plasma etch[J]. Journal of Process Control, 2012, 22(4): 666–676.
- [51] MONAHAN K M. Enabling DFM and APC strategies at the 32 nm technology node[C/OL]//IEEE International Symposium on Semiconductor Manufacturing. Piscataway, USA: IEEE, 2005[2022-03-10]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/1513388>.
- [52] KHAN A A, MOYNE J R, TILBURY D M. An approach for factory-wide control utilizing virtual metrology[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2007, 20(4): 364–375.
- [53] KHAN A A. Predictive inspection based control using diagnostic data for manufacturing processes[D]. Ann Arbor, USA: University of Michigan, 2007.
- [54] KHAN A A, MOYNE J R, TILBURY D M. Virtual metrology and feedback control for semiconductor manufacturing process using recursive partial least squares[J]. Journal of Process Control, 2008, 18(10): 961–974.
- [55] MOYNE J, SCHULZE B. Yield management enhanced advanced process control system (YMeAPC): Part I. Description and case study of feedback for optimized multi process control[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2010, 23(2): 221–235.
- [56] PAN T H, SHENG B Q, WONG S H, et al. A virtual metrology system for predicting end-of-line electrical properties using a MANCOVA model with tools clustering[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2011, 7(2): 187–195.
- [57] ROEDER G, WINZER S, SCHELLENBERGER M, et al. Feasibility evaluation of virtual metrology for the example of a trench etch process[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2014, 27(3): 327–334.
- [58] HUANG H C, SU Y C, CHENG F T, et al. Development of a generic virtual metrology framework[C]//2007 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 282–287.
- [59] HSIEH Y M, LU R, LU J W, et al. Automated classification scheme plus AVM for wafer sawing processes[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(3): 4525–4532.
- [60] IMAI S I, KITABATA M. Prevention of copper interconnection failure in system on chip using virtual metrology[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2009, 22(4): 432–437.
- [61] LIN L R, CHIU Y C, MO W C, et al. Run-to-run control utilizing the AVM system in the solar industry[C]//International Symposium on Semiconductor Manufacturing/e-Manufacturing and Design Collaboration Symposium. Piscataway, USA, IEEE, 2011: 1–33.
- [62] TANAKA T, YASUDA S. Prediction and control of transistor threshold voltage by virtual metrology (virtual PCM) using equipment data[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2013, 26(3): 339–343.
- [63] YANG H C, TIENG H, CHENG F T. Automatic virtual metrology for wheel machining automation[J]. International Journal of Production Research, 2016, 54(21): 6367–6377.
- [64] TIENG H, TSAI T H, CHEN C F, et al. Automatic virtual metrology and deformation fusion scheme for engine-case manufacturing[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(2): 934–941.
- [65] YANG H C, ADNAN M, HUANG C H, et al. An intelligent metrology architecture with AVM for metal additive manufacturing[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(3): 2886–2893.
- [66] HSIEH Y M, LIN C Y, YANG Y R, et al. Automatic virtual metrology for carbon fiber manufacturing[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(3): 2730–2737.
- [67] LIM D J, KIM S J, HWANG U J, et al. Development of a virtual metrology system for smart manufacturing: A case study of spandex fiber production[J/OL]. Computers in Industry, 2023, 145[2022-12-09]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0166361522002214>. DOI: 10.1016/j.compind.2022.103825.

- [68] YEH L, CHEN R. Virtual metrology of visualizing copper microstructure featured with computer vision and artificial neural network[C]//2021 IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 1–5.
- [69] TIENG H, YANG H C, HUNG M H, et al. A novel virtual metrology scheme for predicting machining precision of machine tools [C]//2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 264–269.
- [70] HUNG M H, LIN Y C, HUANG H C, et al. Development of an advanced manufacturing cloud for machine tool industry based on AVM technology [C]//2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 189–194.
- [71] CHEN C C, LIN Y C, HUNG M H, et al. Development of auto-scaling cloud manufacturing framework for machine tool industry [C]//IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 893–898.
- [72] TIENG H, YANG H C, CHENG F T. Total precision inspection of machine tools with virtual metrology[J]. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 2016, 39(2): 221–235.
- [73] HUANG Y T, CHENG F T, SHIH Y H, et al. Advanced ART2 scheme for enhancing metrology-data-quality evaluation[J]. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 2014, 37(8): 1064–1079.
- [74] CHENG F T, TIENG H, YANG H C, et al. Industry 4.1 for wheel machining automation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2016, 1(1): 332–339.
- [75] CHOU P H, WU M J, CHEN K K. Integrating support vector machine and genetic algorithm to implement dynamic wafer quality prediction system[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(6): 4413–4424.
- [76] KANG P, KIM D, CHO S Z. Evaluating the reliability level of virtual metrology results for flexible process control: A novelty detection based approach[J]. Pattern Analysis and Applications, 2014, 17(4): 863–881.
- [77] KIM D, KANG P, LEE S K, et al. Improvement of virtual metrology performance by removing metrology noises in a training dataset[J]. Pattern Analysis & Applications, 2015, 18(1): 173–189.
- [78] HUANG Y T, CHENG F T. Automatic data quality evaluation for the AVM system[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2011, 24(3): 445–454.
- [79] 蔡剑华, 王先春. 基于形态小波去噪的齿轮故障诊断[J]. 机械强度, 2015, 179(3): 398–402.
CAI J H, WANG X C. Gear fault diagnosis based on morphological wavelet denoising[J]. Journal of Mechanical Strength, 2015, 179(3): 398–402.
- [80] 吴伟, 蔡培升. 基于 MATLAB 的小波去噪仿真[J]. 信息与电子工程, 2008, 6(3): 220–222.
WU W, CAI P S. Wavelet denoising simulation based on MATLAB[J]. Information and Electronic Engineering, 2008, 6(3): 220–222.
- [81] TIENG H, CHEN C F, CHENG F T, et al. Automatic virtual metrology and target value adjustment for mass customization[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 546–553.
- [82] PARK S, SEONG J, JANG Y, et al. Plasma information-based virtual metrology (PI-VM) and mass production process control [J]. Journal of the Korean Physical Society, 2022, 80(8): 647–669.
- [83] KWON J, RYU S, PARK J, et al. Development of virtual metrology using plasma information variables to predict Si etch profile processed by SF₆/O₂/Ar capacitively coupled plasma[J]. Materials, 2021, 14(11): 3005–3011.
- [84] CHOI J E, PARK H, LEE Y, et al. Virtual metrology for etch profile in silicon trench etching with SF₆/O₂/Ar plasma[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2011, 35(1): 128–136.
- [85] CHIEN K C, CHANG C H, DJURDJANOVIC D. Virtual metrology modeling of reactive ion etching based on statistics – based and dynamics-inspired spectral features[J/OL]. Journal of Vacuum Science and Technology B, 2021, 39(6) [2023–02–16]. <https://pubs.aip.org/avs/jvb/article/39/6/064003/590733/Virtual-metrology-modeling-of-reactive-ion-etching?searchresult=1>. DOI: 10.1116/6.0001277.
- [86] RIZOPOULOS D. Applied predictive modeling[J]. BIOMETRICS, 2018, 74(1): 383–383.
- [87] KIM D, KANG S. Effect of irrelevant variables on faulty wafer detection in semiconductor manufacturing[J/OL]. Energies, 2019, 12(13) [2022–11–20]. <https://www.mdpi.com/1996-1073/12/13/2530>. DOI: 10.3390/en12132530.
- [88] LIN T H, CHENG F T, YE A J, et al. A novel key-variable sifting algorithm for virtual metrology [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2008: 3636–3641.
- [89] LIN T H, CHENG F T, WU W M, et al. NN-based key-variable selection method for enhancing virtual metrology accuracy[J].

- IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2009, 22(1): 204 – 211.
- [90] WU W M, CHENG F T, ZENG D L, et al. Developing a selection scheme for dual virtual-metrology outputs[C]//2008 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2008; 230 – 235.
- [91] WU W M, CHENG F T, LIN T H, et al. Selection schemes of dual virtual-metrology outputs for enhancing prediction accuracy [J]. IEEE Transactions on Automation Science & Engineering, 2011, 8(2): 311 – 318.
- [92] WU W M, CHENG F T, KONG F W. Dynamic-moving-window scheme for virtual-metrology model refreshing[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2012, 25(2): 238 – 246.
- [93] DJEDIDI O, CLAIN R, BORODIN V, et al. Feature selection for virtual metrology modeling: An application to chemical mechanical polishing[C]//33rd Annual SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference. Berlin, Germany: Springer, 2022; 1121 – 1126.
- [94] KORABI T E, BORODIN V, JUGE M, et al. A hybrid feature selection approach for virtual metrology: Application to CMP process[J/OL]. Computers in Industry, 2022, 135[2023 – 03 – 09]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0166361521001792>. DOI: 10.1016/j.compind.2021.103572.
- [95] CHEN C F, CHENG F T, WU C C, et al. Preliminary study of an intelligent sampling decision scheme for the AVM system [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2014; 3496 – 3501.
- [96] SHIM J, KANG S, CHO S. Active inspection for cost-effective fault prediction in manufacturing process[J]. Journal of Process Control, 2021, 105: 250 – 258.
- [97] SHIM J, KANG S. Domain-adaptive active learning for cost-effective virtual metrology modeling[J/OL]. Computers in Industry, 2022, 135[2023 – 03 – 09]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0166361521001792>. DOI: 10.1016/j.compind.2021.103572.
- [98] CHENG F T, CHEN C F, HSIEH Y S, et al. Intelligent sampling decision scheme based on the AVM system[J]. International Journal of Production Research, 2015, 53(7): 2073 – 2088.
- [99] HSIEH Y S, CHENG F T, CHEN C F, et al. Dynamic ISD scheme for the AVM system – A preliminary study[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2015; 2060 – 2065.
- [100] CHENG F T, HSIEH Y S, CHEN C F, et al. Automated sampling decision scheme for the AVM system[J]. International Journal of Production Research, 2016, 54(21): 6351 – 6366.
- [101] KURZ D, DE LUCA C, PILZ J. A sampling decision system for virtual metrology in semiconductor manufacturing[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2014, 12(1): 75 – 83.
- [102] TIN T C, TAN S C, YONG H, et al. The implementation of a smart sampling scheme C_2O utilizing virtual metrology in semiconductor manufacturing[J]. IEEE Access, 2021, 9: 114255 – 114266.
- [103] NGUYEN C, LI X, BLANTON S, et al. Efficient classification via partial co-training for virtual metrology[C]//25th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2020; 753 – 760.
- [104] YUAN X F, JIA Z Z, LIN L, et al. A SIA-LSTM based virtual metrology for quality variables in irregular sampled time sequence of industrial processes[J/OL]. Chemical Engineering Science, 2022, 249[2023 – 08 – 06]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0009250921008642>. DOI: 10.1016/j.ces.2021.117299.
- [105] LEE K B, CHEON S, KIM C O. A convolutional neural network for fault classification and diagnosis in semiconductor manufacturing processes[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2017, 30(2): 135 – 142.
- [106] WEN G, GAO Z, CAI Q, et al. A novel method based on deep convolutional neural networks for wafer semiconductor surface defect inspection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(12): 9668 – 9680.
- [107] MAGGIPINTO M, TERZI M, MASIERO C, et al. A computer vision-inspired deep learning architecture for virtual metrology modeling with 2 – dimensional data[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2018, 31(3): 376 – 384.
- [108] SAQLAIN M, ABBAS Q, LEE J Y. A deep convolutional neural network for wafer defect identification on an imbalanced dataset in semiconductor manufacturing processes[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2020, 33(3): 436 – 444.
- [109] SHAO H C, PENG C Y, WU J R, et al. From IC layout to die photograph: A CNN-based data driven approach[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2021, 40(5): 957 – 970.
- [110] LIN T H, HUNG M H, LIN R C, et al. A virtual metrology scheme for predicting CVD thickness in semiconductor manufacturing[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2006; 1054 – 1059.
- [111] SU Y C, LIN T H, CHENG F T, et al. Implementation considerations of various virtual metrology algorithms[C]//IEEE Inter-

- national Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 276 – 281.
- [112] SU Y C, LIN T H, CHENG F T, et al. Accuracy and real-time considerations for implementing various virtual metrology algorithms[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2008, 21(3): 426 – 437.
- [113] SUSTO G A, PAMPURI S, SCHIRRU A, et al. Multi-step virtual metrology for semiconductor manufacturing: A multilevel and regularization methods-based approach[J]. Computers & Operations Research, 2015, 53: 328 – 337.
- [114] HSIEH Y M, WANG T J, LIN C Y, et al. Convolutional neural networks for automatic virtual metrology[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(3): 5720 – 5727.
- [115] TIN T C, TAN S C, LEE C K. Virtual metrology in semiconductor fabrication foundry using deep learning neural networks[J]. IEEE Access, 2022, 10: 81960 – 81973.
- [116] CLAIN R, BORODIN V, JUGE M, et al. Virtual metrology for semiconductor manufacturing: Focus on transfer learning[C]//IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 1621 – 1626.
- [117] HSIEH Y M, WANG T J, LIN C Y, et al. Convolutional autoencoder and transfer learning for automatic virtual metrology[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 8423 – 8430.
- [118] CHOI J, JEONG M K. Deep autoencoder with clipping fusion regularization on multistep process signals for virtual metrology[J]. IEEE Sensors Letters, 2019, 3(1): 1 – 4.
- [119] NIU S, LIU Y, WANG J, et al. A decade survey of transfer learning (2010 – 2020)[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 2020, 1(2): 151 – 166.
- [120] LANG C I, SUN F K, VEERASINGAM R, et al. Understanding and improving virtual metrology systems using Bayesian methods[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2022, 35(3): 511 – 521.
- [121] NGUYEN C, LI X, BLANTON S, et al. Correlated Bayesian co-training for virtual metrology[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2023, 36(1): 28 – 36.
- [122] ZHOU T. Virtual metrology of WAT value with machine learning based method[C]//China Semiconductor Technology International Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 112 – 113.
- [123] CHEN C H, ZHAO W D, PANG T, et al. Virtual metrology of semiconductor PVD process based on combination of tree-based ensemble model[J]. ISA Transactions, 2020, 103: 192 – 202.
- [124] HUNG M H, TSAI W H, YANG H C, et al. A novel automatic virtual metrology system architecture for TFT-LCD industry based on main memory database[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2012, 28(4): 559 – 568.
- [125] YANG W, BLUE J, ROUSSY A, et al. A structure data driven framework for virtual metrology modeling[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(3): 1297 – 1306.
- [126] SCHUELER S, HARTIG C, TORRES A, et al. Virtual metrology: How to build the bridge between the different data sources [C/OL]//Metrology, Inspection, and Process Control for Semiconductor Manufacturing. San Francisco, USA: SPIE, 2021[2022 – 08 – 09]. <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/11611/2588467/Virtual-metrology--how-to-build-the-bridge-between-the/10.1117/12.2588467.short?SSO=1>. DOI: 10.1117/12.2588467.
- [127] XU H W, QIN W, LV Y L, et al. Data-driven adaptive virtual metrology for yield prediction in multibatch wafers[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(12): 9008 – 9016.
- [128] HUNG M H, CHEN C F, LIN Y C, et al. Refinement of kernel and functional mechanisms for automatic virtual metrology system[C]//IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 472 – 477.
- [129] 吴小菲. 半导体生产过程虚拟量测与过程监控研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
WU X F. Research on virtual metrology and process monitoring of semiconductor production process[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.
- [130] KAO C A, CHENG F T, WU W M, et al. Run-to-run control utilizing virtual metrology with reliance index[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2013, 26(1): 69 – 81.
- [131] YANG H C, TIENG H, LI Y Y, et al. A virtual-metrology-based machining state conjecture system[C]//IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 462 – 466.
- [132] HSIEH Y S, CHENG F T, YANG H C. Virtual-metrology-based FDC scheme[C]//IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 80 – 85.

- HU J, GONG K, MAO Y M, et al. Parallel deep convolution neural network optimization based on Im2col[J]. *Application Research of Computers*, 2022, 39(10): 2950 – 2956, 2961.
- [14] LU G, ZHOU L. Localization of prostatic tumor's infection based on normalized mutual information MRI image segmentation [J]. *Journal of Infection and Public Health*, 2021, 14(3): 432 – 436.
- [15] RAJ M, TIWARI P, GUPTA P. Cosine similarity, distance and entropy measures for fuzzy soft matrices[J]. *International Journal of Information Technology*, 2022, 14: 2219 – 2230.
- [16] 孙小琳, 季伟东, 王旭. 基于余弦相似度反向策略的自然计算方法[J]. *信息与控制*, 2022, 51(6): 708 – 718.
SUN X L, JI W D, WANG X. Natural computation method based on cosine similarity opposition strategy[J]. *Information and Control*, 2022, 51(6): 708 – 718.
- [17] ALAM S A, ANDERSON A, BARABASZ B, et al. Winograd convolution for deep neural networks: Efficient point selection [EB/OL]. (2022-01-25) [2022-06-01]. <https://arxiv.org/abs/2201.10369v1>.
- [18] ALAM S A, ANDERSON A, BARABASZ B, et al. Winograd convolution for deep neural networks: Efficient point selection [J]. *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*, 2022, 21(6): 1 – 28.
- [19] DIVYA S, ADEPU B, KAMAKSHI P. Image enhancement and classification of CIFAR-10 using convolutional neural networks [C/OL]//4th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology. Piscataway, USA: IEEE, 2022 [2022-04-06]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9716555>. DOI:10.1109/ICSSIT53264.2022.9716555.
- [20] HONG T P, HU M J, YIN T K, et al. A multi-scale convolutional neural network for rotation-invariant recognition[J/OL]. *Electronics*. [2022-04-08]. <https://www.mdpi.com/2079-9292/11/4/66>. DOI:10.3390/electronics11040661.
- [21] LI K, YE W. Semi-supervised node classification via graph learning convolutional neural network[J]. *Applied Intelligence*, 2022, 52(11): 12724 – 12736.
- [22] AL-ARINI M, AL-HAFIZ F, AMASH S. Character recognition from images using a convolutional neural network[C]//Sixth International Congress on Information and Communication Technology. Berlin, Germany: Springer, 2022: 403 – 413.

作者简介

李 叶(1998 –), 男, 硕士生。研究领域为深度卷积神经网络和大数据。

毛伊敏(1970 –), 女, 博士, 教授。研究领域为数据挖掘, 大数据安全与隐私保护。

陈志刚(1964 –), 男, 博士, 教授。研究领域为网络与分布式计算, 机会网络。

(上接第 431 页)

- [133] HSIEH Y S, CHENG F T, HUANG H C, et al. VM-based baseline predictive maintenance scheme[J]. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 2013, 26(1): 132 – 144.
- [134] FAN S, CHANG Y J. An integrated advanced process control framework using run-to-run control, virtual metrology and fault detection[J]. *Journal of Process Control*, 2013, 23(7): 933 – 942.
- [135] DRATH R, HORCH A. Industry 4.0: Hit or hype? [J]. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 2014, 8(2): 56 – 58.
- [136] JAMES T. Smart factories[J]. *Engineering & Technology*, 2012, 7(6): 64 – 67.
- [137] HUNG M H, LIN Y C, HUANG H C, et al. Development of a private cloud-based new-generation virtual metrology system [C]//IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 910 – 915.
- [138] HUANG H, LIN Y, HUNG M, et al. Development of cloud-based automatic virtual metrology system for semiconductor industry[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2015, 34: 30 – 43.
- [139] HUNG M H, LI Y Y, LIN Y C, et al. Development of a novel cloud-based multi-tenant model creation service for automatic virtual metrology[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2017, 44: 174 – 189.
- [140] LIN Y C, HUNG M H, HUANG H C, et al. Development of advanced manufacturing cloud of things (AMCoT) – A smart manufacturing platform[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(3): 1809 – 1816.

作者简介

李 莉(1975 –), 女, 博士, 教授。研究领域为基于数据的建模与优化, 复杂制造系统调度, 计算智能及应用。

张雅瑄(2000 –), 女, 硕士。研究领域为全自动虚拟量测。

于青云(1989 –), 女, 博士。研究领域为智能制造。