

## 基于机器学习的光刻坏点检测研究进展

盖天洋<sup>1,2</sup>, 粟雅娟<sup>1</sup>, 陈颖<sup>1,2</sup>, 韦亚一<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院微电子研究所 微电子器件与集成技术重点实验室, 北京 100029;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:** 基于机器学习的坏点检测技术已经成为光刻坏点检测的重要研究方向, 在新技术节点开发与物理设计验证中具有重要意义。按照基于机器学习的光刻坏点检测技术的流程, 依次介绍了特征提取、机器学习模型建模和待测样本提取等步骤中面临的问题, 综述了近年研究中针对以上问题提出的关键技术及其优劣。对基于机器学习的坏点检测技术的发展方向和面临的挑战进行了展望。目前, 完全基于机器学习技术的坏点检测技术中数据生成成本巨大, 精度尚不满足集成电路行业应用的要求, 因此与光刻仿真模型、图形匹配等传统方法的结合是基于机器学习的坏点检测技术最容易应用于实际生产的技术途径。

**关键词:** 机器学习; 坏点检测; 集成电路物理设计; 计算光刻; 设计工艺联合优化

**中图分类号:** TN305.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-4776 (2019) 06-0421-08

## Research Progress of the Lithography Hotspot Detection Based on Machine Learning

Gai Tianyang<sup>1,2</sup>, Su Yajuan<sup>1</sup>, Chen Ying<sup>1,2</sup>, Wei Yayi<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Microelectronics Devices and Integrated Technology, Institute of Microelectronics, Chinese Academy of Science, Beijing 100029, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** The hotspot detection technology based on machine learning has become an important research direction of the lithography hotspot detection, and is of great significance in the development of new technology nodes and physical design verification. According to the flow of the lithography hotspot detection technology based on machine learning, the existing problems in the feature extraction, machine learning model building and sample capture are introduced in turn. The key technologies for the above problems proposed in recent years are reviewed, and their advantages and disadvantages are compared. Then, the development trend and challenges of the hotspot detection technology based on machine learning are prospected. In present, the cost of the data generation in the hotspot detection technology entirely based on machine learning is huge, and the accuracy does not meet the requirements of the application of the integrated circuit industry. Therefore, the combination of traditional methods, such as the lithography simulation

收稿日期: 2018-11-27

基金项目: 国家科技重大专项资助项目 (2017ZX02315001, 2017ZX02101004)

通信作者: 粟雅娟, E-mail: suyajuan@ime.ac.cn; 韦亚一, E-mail: weiyayi@ime.ac.cn

model and pattern matching may be the best way to apply the hotspot detection technology based on machine learning to the actual production.

**Key words:** machine learning; hotspot detection; integrated circuit physical design; computational lithography; design technology co-optimization

**DOI:** 10.13250/j.cnki.wndz.2019.06.001 **EEACC:** 2550G

## 0 引言

随着集成电路产业的发展,在摩尔定律推动下器件特征尺寸不断缩减,进而推动科研人员开发出波长更短的光刻机,以提升成像分辨率。然而,自 90 nm 技术节点开始直到目前最新的 7 nm 节点,囿于光刻设备加工能力的限制,光刻机光源的波长始终为 193 nm,关键层图形特征尺寸与曝光波长之间的差距越来越大,逐渐逼近 193 nm 光刻机的理论极限。在 45 nm 及以下技术节点中,即使引入了相移掩模(phase shift mask, PSM)、光学邻近效应修正(optical proximity correction, OPC)、光源掩模协同优化(source mask optimization, SMO)等光刻分辨率增强技术,版图中仍然存在一些工艺窗口狭小的图形,它们容易造成线条的桥连与收缩,进而影响芯片的制造良率。这些对工艺变化敏感的图形被称为坏点,如何快速准确地检测设计版图中的坏点图形成为集成电路物理设计与验证阶段中的关键问题。

目前,业界通常采用基于光刻仿真的方法进行坏点检测<sup>[1]</sup>。尽管这种方法的准确度很高,但是它需要耗费大量的计算资源,延长了工艺和产品的研发周期。为此业界的科研人员提出了一种基于图形匹配的方法加速坏点检测,其核心是通过收集已确认的坏点和非坏点图形建立图形数据库,对待测版图进行扫描匹配,从而检测出坏点区域<sup>[2]</sup>。这种方法在保证准确度的同时大幅缩短了检测时间,开始被应用于一些集成电路物理设计软件中。但是基于图形匹配的方法只能检测到已知坏点,对于图形数据库中未包含的图形不能进行有效的判断。而基于机器学习的坏点检测方法凭借其高度自动化与泛化能力强的特点逐渐受到业界科研人员的广泛研究。

基于机器学习的坏点检测流程通常包括:图形特征提取、模型训练、待测版图处理和坏点检测。图形特征提取是从已知的版图图形中提取出关键信

息组成训练数据,指导机器学习模型自动调整内部参数完成模型训练。待测版图被处理生成一系列的切片图形作为待测样本,训练好的分类器会判断每个切片是否为坏点,从而实现对待测版图的坏点检测。检测结果的准确性由召回率与虚警数衡量,召回率表示被成功检测出的坏点占版图上全部坏点的比例,虚警数指被误判为坏点的非坏点数量。坏点检测模型的优化目标是要在保证足够召回率的同时实现最少的虚警<sup>[3]</sup>。

## 1 图形特征提取

在基于机器学习的坏点检测技术中,为了把已知图形的信息提供给机器学习模型,首先需要对每个版图图形的特征进行量化,即图形特征提取与编码。特征提取方法需要根据版图图形的几何特征和坏点生成机理进行针对性的设计,因为机器学习模型的训练是由这些特征数据指导的,所以分类器的准确性很大程度上取决于特征提取方法的有效性,它应遵循以下原则:一方面特征提取方法需要提取足够的信息,以描述坏点的生成规律,保证特征数据的完善性;另一方面要避免冗余信息的产生,过于复杂的特征维度会导致模型过拟合<sup>[4]</sup>。目前,用于版图图形的特征提取方法可以划分为三类:基于密度采样、基于几何分析和基于光学变换的方法<sup>[5]</sup>。

### 1.1 基于密度采样的方法

基于密度采样的方法根据预先设定的采样点从版图图形中提取图形密度或像素值,从而表征不同位置处的图形分布。不同的采样点设置将导致完全不同的特征表达。在基于密度图<sup>[6-11]</sup>的方法中,采样点被设定为固定间距的网格,每个网格覆盖图形的密度被编码为有序的特征向量,如图 1(a)<sup>[12]</sup>所示。考虑到在成像过程中图形中心区域比外围造成的影响更大,S. Y. Lin 等人<sup>[12]</sup>设置了网格权重,为中心区域计算出的密度值加权。同轴方框采样

(concentric square sampling, CSS)<sup>[13]</sup> 采用了另外一种方法增强对图形中心区域的采样, 如图 1 (b)<sup>[13]</sup> 所示, 其采样点分布在几个同轴矩形框上, 从图形中心区域到外围矩形框的间隔逐渐增大。图 1 (c)<sup>[15]</sup> 所示的同心圆采样 (concentric circle area sampling, CCAS)<sup>[14-15]</sup> 方法把同轴方框替换为同心圆。在光刻曝光时衍射光以同心圆的方式向外传播, 圆形分布的采样点可以表征这一过程中邻近区域间的相互关系, 进而获得更好的泛化能力。

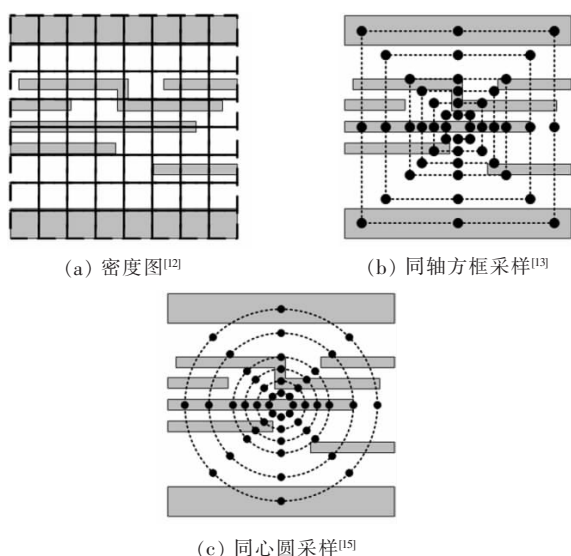


图 1 基于密度采样的版图图形特征提取方法<sup>[12-13,15]</sup>

Fig. 1 Layout pattern feature extraction method based on density sampling<sup>[12-13,15]</sup>

以上特征提取方法都存在一些超参数, 例如密度图中网格的尺寸<sup>[16]</sup>、同心圆采样中同心圆的半径和单个同心圆上的采样点数目, 不合理的超参数设置会造成关键信息的丢失或冗余, 从而影响特征提取的有效性。H. Zhang 等人<sup>[17]</sup> 针对同心圆采样方法, 利用互信息计算了不同半径的同心圆采样与图形属性间的依赖关系 (互信息越高的同心圆与坏点分类的相关性越高), 把同心圆半径的选取转化为数值优化问题进行求解, 从而得到合适的采样点分布。其计算结果表明半径较小的同心圆更容易获得较高的互信息结果, 即坏点对图形中心区域更加敏感, 这与基于衍射光传播的分析结果一致。

## 1.2 基于几何分析的方法

考虑到坏点是版图图形的衍射和相互间的干涉所致, 许多坏点图形通常具有相似的几何分布, 一

些特定图形的组合会导致坏点, 所以版图图形几何结构的分析采样也是特征提取的有效方法。高阶局部自相关方法<sup>[18]</sup> (high-order local autocorrelation, HLAC) 被引入到版图图形特征提取中, 如图 2 (a)<sup>[18]</sup> 所示。基于平移不变性在  $3 \times 3$  像素的网格内存在 25 种基础图形模式, 每个模式代表一种局部图形结构。每种模式在版图图形中的统计值被编码为特征向量。狄洛尼三角剖分方法<sup>[19-20]</sup> 以版图图形中多边形的顶点作为输入生成狄洛尼三角, 并将其作为无向图提取特征。如图 2 (b)<sup>[21]</sup> 所示, J. Guo 等人<sup>[21]</sup> 和 F. Yang 等人<sup>[22]</sup> 引入了切线空间方法, 以多边形顶点相对于图形中心的角度 ( $\theta$ ) 与半径 ( $l$ ) 为参数描述版图图形内多边形的几何信息。基于碎片的特征提取方法<sup>[23-25]</sup> 如图 2 (c)<sup>[23]</sup> 所示, 首先根据 Hanan 网格把多边形的边缘转换为矩形碎片, 其尺寸可以表征原始多边形的形状、边长和拐角等信息。对每个碎片统计其有效范围  $r$  内其他碎片的尺寸与间距, 从而表征周围图形对中心碎片造成的影响, 所有碎片的统计信息被编码为该图形的特征向量。

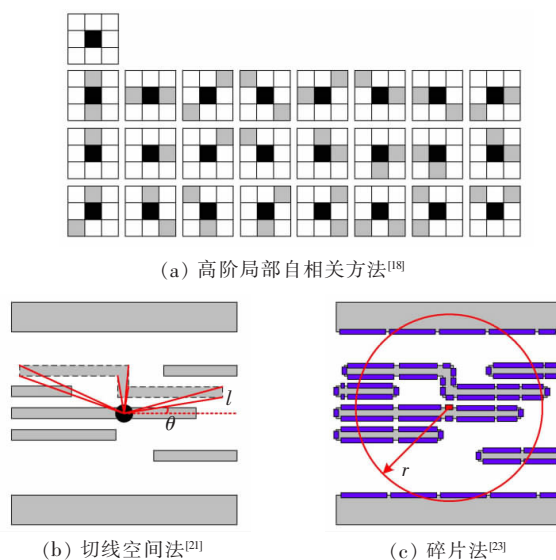


图 2 基于几何分析的版图图形特征提取方法<sup>[18,21,23]</sup>

Fig. 2 Layout pattern feature extraction method based on the geometry analysis<sup>[18,21,23]</sup>

## 1.3 基于光学变换的方法

因为光刻工艺基于光学投影成像技术, 所以一些科研人员对版图图形进行光学变换, 从光学角度分析提取版图图形的特征。其中基于频谱的特征提

取方法对版图图形进行频谱变换,如离散傅里叶变换<sup>[26]</sup>(discrete Fourier transformation, DFT)和离散余弦变换<sup>[27]</sup>(discrete cosine transformation, DCT)等,特征向量由版图图像傅里叶变换的系数组成。在变换时需要考虑版图图形尺寸、光刻机波长以及投影系统的数值孔径等参数。基于频谱的特征反映了图形在频域上的分布,与投影成像过程高度相关,因此可以获得高精度的预测模型。此外频谱特征对于版图图形的偏移也有较好的鲁棒性<sup>[26]</sup>。定向光传播直方图<sup>[28-29]</sup>(histogram of oriented light propagation, HOLP)通过对版图图像的平滑滤波,近似考虑了曝光时的衍射效应。对于平滑处理后的图像,在每个子区域内根据像素梯度计算出不同传播方向上的光通量,统计所有子区域内的光通量生成光传播矩阵,这种特征提取方法可以表征入射光通过掩模后的传播方向和光通量。

#### 1.4 非平衡数据的处理

在坏点检测前,设计的版图已经通过了设计规则的检查,其中大部分图形的工艺窗口都符合制造工艺的要求,只有很少的区域会产生坏点,所以在训练数据集中非坏点图形的数量要远多于坏点图形,即训练数据高度不平衡。如果不对其处理直接使用这些数据训练模型,最终得到的分类器性能会很差,其坏点检测结果中将存在大量的虚警。解决这一问题的核心思路是对占比较少的坏点进行上采样,对占比较多的非坏点进行下采样,从而平衡两类样本的数量,如图3所示。考虑到光刻工艺中光源的对称性,坏点图形方向的改变不会影响其属性,通过将原始坏点图形进行镜像翻转和180°旋转的方式增加坏点图形的数量<sup>[28,30]</sup>。同时对于大多数特征提取方法,镜像旋转后图形的特征向量完全不同于原始图形,这种上采样方法完善了训练数据的完备性,具有其必要性。不过上采样对模型性能的增益是存在上限的,当上采样的坏点图形超过一定数量时,分类模型的性能不再改善<sup>[30]</sup>。Y. T. Yu等人<sup>[31]</sup>采用了更加激进的上采样方法,对原始的坏点图形进行了上下左右的偏移。然而坏点产生的条件是较为苛刻的,即使轻微的位移也可能导致其属性的改变,所以尽管这种方法一定程度上提高了模型对偏移图形的预测能力,但是同时也在训练数据中引入了噪声。对非坏点图形下采样

的通常做法是对其进行聚类分析<sup>[11,25,31-33]</sup>,利用K-means或DBSCAN等聚类算法将相似的非坏点图形划分到相同的分组中,每个分组中只有位于聚类中心的非坏点图形被提取出来作为训练数据,从而减少训练集中冗余的非坏点图形。通过以上方法训练数据中坏点图形和非坏点图形的数量得到了平衡,有效地提高了分类模型的准确性。

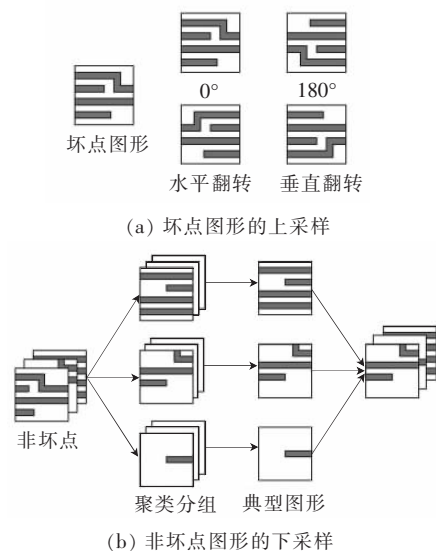


图3 非平衡训练集的处理

Fig. 3 Dealing with the imbalanced training data

## 2 机器学习模型

机器学习技术作为一种计算机科学学科,其主要研究和构建可以从数据中进行学习的算法。在光刻坏点检测问题中广泛应用的机器学习技术被称为监督式学习,例如逻辑回归<sup>[13]</sup>、支持向量机<sup>[19,24-25,34-38]</sup>、神经网络<sup>[4,27,30,39-40]</sup>、稀疏表示与字典学习<sup>[41]</sup>等。这些算法在应用于坏点检测的过程中都遇到了一些特定问题,现有研究针对这些问题也提出了相应的解决方法。

### 2.1 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是机器学习领域中最流行的算法之一。其使用核函数将数据向量映射到更高维度的空间中,从而建立高维空间中的最佳线性判别函数或适合训练数据的最优超平面。其目标是最大化分离超平面和来自两个类别的最近数据向量之间的余量。理论上,SVM能够保证全局最优解,但是对噪声比较敏感<sup>[42]</sup>。



核函数是 SVM 中的关键,如果核函数选择不合适,样本会被映射到一个不合适的特征空间,从而导致模型性能下降。为了解决这个问题,Y. T. Yu 等人<sup>[31]</sup>引入了多核学习和反馈核,坏点图形首先根据几何特征被分为不同的集群,对于每个集群都构建了一个特定的内核,因为每个内核可以专注于其对应集群的关键特征,所以比单内核的模型更加灵活、准确。对于任意大小和复杂度的图形,传统的线性核或径向基核都必须将其转换为相同维度的特征向量,额外的数据转换会破坏信息的完整性。与之相比,I. Nitta 等人<sup>[19]</sup>使用了图核直接处理其提取的图特征,能够对不同复杂度的图形提供相应维度值的特征信息,进而获得更好的模型性能。

## 2.2 人工神经网络

人工神经网络是受到生物神经系统的启发对大数据进行估计与近似的网络算法,它是机器学习与神经网络两个领域的交叉技术。图 4<sup>[43]</sup>为一个四层前馈神经网络的示意图,其可以模拟高度非线性的函数。尽管人工神经网络算法的训练作为非线性非凸问题很难找到最优解,但是很多实例都证明了它可以收敛到高质量的局部最优解<sup>[43]</sup>。与其他机器学习技术相比,人工神经网络具有良好的噪声鲁棒性,同时它可以直接输入版图图像,省去了复杂的特征提取流程,具有较高的灵活度与通用性。然而与传统机器学习方法相比人工神经网络中包含更多的超参数,如果超参数设置不当会严重影响分类模型的预测性能。H. Yang 等人<sup>[30]</sup>仔细分析了深度神经网络中卷积核大小、激活函数、池化方法、学习率等超参数对模型预测性能的影响,进而寻找到较为合理的超参数组合方案,建立了专门面向坏点检测的通用深度神经网络模型。

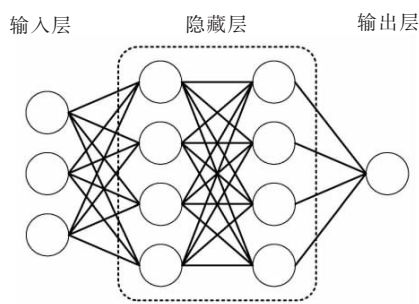


图 4 神经网络结构示意图<sup>[43]</sup>

Fig. 4 Structure schematic diagram of the neural network<sup>[43]</sup>

## 2.3 其他辅助框架和学习模型

通过对坏点图形的聚类分析发现,在特征空间中坏点样本聚集在多个集群中,集群之间的特征差异较大<sup>[26]</sup>,从坏点产生的角度分析,版图中的坏点并不是一种而是多种特殊的图形分布造成的。这样特征分布复杂的二分类问题对于单个分类器的挑战是巨大的,很难同时实现很好的召回率与虚警指标。一些多分类器学习方法,如多核 SVM<sup>[31]</sup>、集成学习<sup>[9]</sup>、多级学习<sup>[24,36]</sup>框架被引入到坏点检测问题中以解决该问题,这些学习方法的主要思路都是通过坏点图形的分类将训练样本分解到多个特征空间中分别构建各自的分类器,以降低单个分类器的复杂度,进而提升模型的整体性能。

设计版图作为一种二维的图形信息,其特征提取的结果通常也是二维矩阵的形式,然而大多数机器学习模型只能接受向量形式的输入,模型训练时必须把原始的二维特征矩阵重组为一维向量。这种转换会破坏特征矩阵中隐含的二维关联信息,例如不同位置图形间的相互干涉。H. Zhang 等人<sup>[44]</sup>提出了一种双线性分类器,能够在训练模型时直接处理特征矩阵,从而保留了原始版图图形在二维结构上的关联信息。无向图特征与基于图核的 SVM 模型<sup>[19]</sup>也能在训练模型时考虑到版图图形中的二维信息。

此外,在集成电路制造中真实可靠的坏点数据通常只能从实际曝光的晶圆上获取,每次收集数据都会耗费较多的时间。所以应用于光刻坏点检测的机器学习模型应该具有处理新数据的能力,能够根据最新产生的样本数据更新模型参数,逐步提升模型预测的准确性。在线学习<sup>[17]</sup>的引入解决了这一问题,当输入新的样本数据时不需要重新训练模型,而是在原有模型的基础上仅针对新增数据进行更新,降低了模型更新时的成本。

## 3 待测数据的提取

在一般的二分类问题中,每个待测样本是天然独立的,不需要特别的分析处理。而在光刻坏点检测中,原始的待测数据是一张连续的设计版图,需要将其划分为较小的切片图形后才能作为测试集合。测试集合的完备性取决于切片方法,切片图形中需要包含待测版图中的所有坏点图形。然而坏点

的产生对版图图形的偏移十分敏感,切片中心如果发生 10 nm 级别的移动就有可能改变其属性,如果采用传统的等间隔扫描切片方法,扫描间隔就需要小于 10 nm。考虑到芯片设计版图面积通常在平方毫米级别,这种原始的切片提取方法会产生庞大的待测数据集,进而导致检测效率的降低。图 5 所示为待测图形提取流程,针对上述问题一种常见的解决方法是在版图中划分出潜在坏点区域,只对该区域进行切片提取,并且假设其他区域不存在坏点。潜在坏点区域的定义方法通常基于待测版图中几何图形的统计分析,例如几何图形的密度<sup>[31]</sup>、最小线宽和间距<sup>[45]</sup>及三角剖分结果的质心<sup>[19]</sup>等,这些区域几何图形分布比较复杂,所以可能存在一些特定分布的图形导致坏点,而其他区域图形结构相对简单,其设计规则检查的结果是可靠的,不需要进行额外的坏点检测。S. Y. Lin 等人<sup>[12]</sup>为了进一步减少待测样本的数目利用图形匹配方法过滤版图,提取训练集中坏点图形中心处的多边形作为模板,在待测版图中与之对应的区域进行切片提取。尽管待测样本的数量显著降低,然而不完善的模板选择可能会遗漏版图上的一部分坏点,降低模型的召回率。

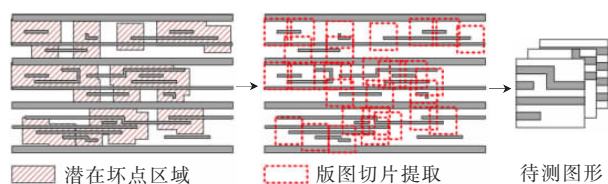


图 5 待测图形提取流程示意图

Fig 5 Flow charts of the test pattern extraction

## 4 未来发展方向

### 4.1 机器学习与传统坏点检测方法的结合

目前除基于机器学习的坏点检测方法外,还存在其他两种主流的坏点检测方法,两者各有其优缺点:基于光刻仿真的方法检测结果最为准确,但耗时长且计算成本高;基于模式识别的方法可以在保证较高准确度的情况下快速检测,然而其泛化能力差,灵活度不高。相较而言基于机器学习的方法自动化程度最高,但是准确度不够,尤其是虚警的数量很多,一定程度上削弱了其优势。如何能够把另

外两种方法引入基于机器学习的坏点检测框架中成为坏点检测方法研究的一个潜在方向。目前,已经有一些科研人员在该方向上进行了探索,例如 J. W. Park 等人<sup>[45]</sup>在特征提取阶段采用了基于光学仿真的方法,通过精简的光学模型计算出版图图形空间像中的 12 个强度点,并将其编码为特征向量。因为计算时利用了真实工艺中采用的光源信息,所以生成的特征与坏点属性高度相关,训练模型的准确度也很高。T. Kimura 等人<sup>[15]</sup>提出了一种机器学习与光学模型结合的光刻仿真方法,对空间像强度处于曝光阈值附近的图形区域进行双重验证。S. Y. Lin 等人<sup>[12]</sup>利用机器学习方法来确定模糊匹配中的模糊范围。三种方法相互之间的融合改善了各自的不足,提升了光刻坏点检测模型的准确度与灵活性,然而目前对混合方法的研究还不够充分,未能考虑到光刻计算模型中的其他非光学因素,如光刻胶模型和刻蚀模型等。所以,未来应以机器学习技术为基础建立一种灵活的坏点检测框架,能够容纳利用成熟的光刻模型、图形匹配等方法,以满足不同工艺、设计中的坏点检测需求。

### 4.2 迁移学习的应用

基于机器学习的坏点检测方法目前主要依赖于监督学习,在模型训练阶段需要足够的训练数据用于模型参数的修正。但是在新技术节点研发的早期阶段,实际曝光的版图数量是有限的,同时版图图形的复杂度也不高,往往不能提供足够的训练数据。而上一技术节点的研发已经趋于完善,可以提供大量可靠的坏点版图。考虑到集成电路制造中技术节点的演变是按照一定的缩放比例进行的,相邻技术节点间的版图设计必然存在着一定的联系。所以上一节点或其他产品中坏点图形规律可以作为先验知识有选择地引入到下一节点或产品中,降低模型训练阶段对训练数据数量的要求。目前基于上述思路,一些迁移学习方法已经被引入到与坏点检测相近的光刻工艺建模中<sup>[46]</sup>。可以预测,未来基于迁移学习算法的光刻坏点检测研究也会成为趋势。

## 5 结 语

机器学习凭借其高度的灵活性与泛化能力在许多领域中得到了广泛应用,在集成电路先进节点下的光刻坏点检测研究中也拥有了许多令人鼓舞的结果

和进展,但是到目前为止,基于机器学习的方法在这一领域的应用仍然处于初期研究阶段,还未被业界广泛采用。其根本原因在于机器学习技术是一种数据驱动模型,需要足够的数据用于训练修正模型才能在坏点检测中得到较好的检测结果,然而在集成电路行业中数据生成的成本是巨大的,每次流片实验都需要耗费大量的资金与很长的时间,所以业界目前更倾向于使用较为成熟的传统坏点检测技术,如光刻模型仿真和图形匹配等。因此,未来基于机器学习的坏点检测研究需要关注训练数据的获取,例如通过与传统坏点检测方法的结合降低机器学习模型的复杂度,采用迁移学习从成熟节点和产品设计中获取指导数据等。通过减少训练数据的方式,模型构建的成本会大大降低,行业才会有动力引入基于机器学习的坏点检测技术。此外,随着半导体技术节点的持续缩进,版图图形也不再只是单纯的二维图形,其中采用的多重光刻工艺和单向设计等技术都需要机器学习模型进行针对性的改进,以适应这些技术对版图设计造成的约束。可以乐观地预测,随着这些问题的解决与集成电路设计复杂度的提高,面对更加复杂庞大的版图数据,传统方法在运行时间与灵活度方面的不足会日益凸显,机器学习技术在坏点检测中的应用将更有应用价值和意义。

#### 参考文献:

- [1] HASHIMOTO K, USUI S, NOJIMA S, et al. Hotspot management and its applications in ultralow k1 lithography [J]. *Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS*, 2009, 8 (3): 033007-1—033007-8.
- [2] CHEN Y, GAI T, SU X, et al. Hybrid hotspot library building based on optical and geometry analysis at early stage for new node development [C] // *Proceedings of the Design-Process-Technology Co-Optimization for Manufacturability XII*. San Jose, CA, USA, 2018: 1058811-1—1058811-7.
- [3] TORRES J A. ICCAD-2012 CAD contest in fuzzy pattern matching for physical verification and benchmark suite [C] // *Proceedings of the IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design (ICCAD)*. San Jose, CA, USA, 2012: 349—350.
- [4] YANG H Y, LIN Y J, YU B, et al. Lithography hotspot detection: from shallow to deep learning (invited paper) [C] // *Proceedings of the 30<sup>th</sup> IEEE International System-on-Chip Conference (SOCC)*. Munich, Germany, 2017: 233—238.
- [5] TAKAHASHI A, SATO S, OGURA H, et al. Pattern similarity metrics for layout pattern classification and their validity analysis by lithographic responses [C] // *Proceedings of the IEEE Computer Society Annual Symposium on VLSI (ISVLSI)*. Hong Kong, China, 2018: 494—497.
- [6] WEN W Y, LI J C, LIN S Y, et al. A fuzzy-matching model with grid reduction for lithography hotspot detection [J]. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits Systems*, 2014, 33 (11): 1671—1680.
- [7] WU J Y, PIKUS F G, TORRES A, et al. Detecting context sensitive hot spots in standard cell libraries [C] // *Proceedings of the Design for Manufacturability through Design-Process Integration III*. San Jose, CA, USA, 2009: 727515-1—727515-9.
- [8] WU J, PIKUS F G, TORRES A, et al. Rapid layout pattern classification [C] // *Proceedings of the 16<sup>th</sup> Asia and South Pacific Design Automation Conference (ASP-DAC)*. Yokohama, Japan, 2011: 781—786.
- [9] MATSUNAWA T, GAO J R, YU B, et al. A new lithography hotspot detection framework based on AdaBoost classifier and simplified feature extraction [C] // *Proceedings of the Design-Process-Technology Co-Optimization for Manufacturability IX*. San Jose, CA, USA, 2015: 94270S-1—94270S-11.
- [10] MATSUNAWA T, NOJIMA S, KOTANI T. Automatic layout feature extraction for lithography hotspot detection based on deep neural network [C] // *Proceedings of the SPIE Advanced Lithography*. San Jose, CA, USA, 2016: 1—10.
- [11] MATSUNAWA T, YU B, PAN D Z. Laplacian eigenmaps and Bayesian clustering based layout pattern sampling and its applications to hotspot detection and optical proximity correction [J]. *Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS*, 2016, 15 (4): 043504-1—043504-10.
- [12] LIN S Y, CHEN J Y, LI J C, et al. A novel fuzzy matching model for lithography hotspot detection [C] // *Proceedings of the 50<sup>th</sup> ACM/EDAC/IEEE Design Automation Conference (DAC)*. Austin, TX, USA, 2013: 1—6.
- [13] GU A, ZAKHOR A. Optical proximity correction with linear regression [J]. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 2008, 21 (2): 263—271.
- [14] MATSUNAWA T, YU B, PAN D Z. Optical proximity correction with hierarchical Bayes model [J]. *Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS*, 2016, 15 (2): 021009-1—021009-8.
- [15] KIMURA T, MATSUNAWA T, NOJIMA S, et al. Hybrid hotspot detection using regression model and lithography simulation [C] // *Proceedings of the Design-Process-Technology Co-Optimization for Manufacturability X*. San Jose, CA, USA, 2016: 97810C-1—97810C-10.

- [16] SOMANI S, PATHAK P, VERMA P, et al. A methodology to optimize design pattern context size for higher sensitivity to hotspot detection using pattern association tree (PAT) [C] // Proceedings of the Design-Process-Technology Co-Optimization for Manufacturability IX. San Jose, CA, USA, 2015: 94270T-1—94270T-13.
- [17] ZHANG H, YU B, YOUNG E F. Enabling online learning in lithography hotspot detection with information-theoretic feature optimization [C] // Proceedings of the IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design (ICCAD). Austin, TX, USA, 2016: 47—55.
- [18] NOSATO H, SAKANASHI H, TAKAHASHI E, et al. Hotspot prevention and detection method using an image-recognition technique based on higher-order local autocorrelation [J]. Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS, 2014, 13 (1): 011007-1—011007-10.
- [19] NITTA I, KANAZAWA Y, ISHIDA T, et al. A fuzzy pattern matching method based on graph kernel for lithography hotspot detection [C] // Proceedings of the Design-Process-Technology Co-Optimization for Manufacturability XI. San Jose, CA, USA, 2017: 101480U-1—101480U-11.
- [20] WU P, CHEN C, WU C, et al. Triangle-based process hotspot classification with dummification in EUVL [C] // Proceedings of the Technical Papers of International Symposium on VLSI Design, Automation and Test. Hsinchu, China, 2014: 1—4.
- [21] GUO J, YANG F, SINHA S, et al. Improved tangent space based distance metric for accurate lithographic hotspot classification [C] // Proceedings of the DAC Design Automation Conference. San Francisco, CA, USA, 2012: 1173—1178.
- [22] YANG F, SINHA S, CHIANG C C, et al. Improved tangent space-based distance metric for lithographic hotspot classification [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2017, 36 (9): 1545—1556.
- [23] DING D, TORRES J A, PAN D Z. High performance lithography hotspot detection with successively refined pattern identifications and machine learning [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits Systems, 2011, 30 (11): 1621—1634.
- [24] GAO J R, YU B, PAN D Z. Accurate lithography hotspot detection based on PCA-SVM classifier with hierarchical data clustering [C] // Proceedings of the Design-Process-Technology Co-Optimization for Manufacturability VIII. San Jose, CA, USA, 2014: 90530E-1—90530E-10.
- [25] YU B, GAO J R, DING D, et al. Accurate lithography hotspot detection based on principal component analysis-support vector machine classifier with hierarchical data clustering [J]. Journal of Micro/Nanolithography, MEMS and MOEMS, 2014, 14 (1): 011003-1—011003-12.
- [26] SHIM S, SHIN Y. Topology-oriented pattern extraction and classification for synthesizing lithography test patterns [J]. Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS, 2015, 14 (1): 013503-1—013503-12.
- [27] YANG H, SU J, ZOU Y, et al. Layout hotspot detection with feature tensor generation and deep biased learning [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits Systems, 2018, 10: 2837078-1—2837078-6.
- [28] TOMIOKA Y, MATSUNAWA T, KODAMA C, et al. Lithography hotspot detection by two-stage cascade classifier using histogram of oriented light propagation [C] // Proceedings of the Asia and South Pacific Design Automation Conference (ASP-DAC). Chiba, Japan, 2017: 81—86.
- [29] KATAOKA G, INAGI M, NAGAYAMA S, et al. Novel feature vectors considering distances between wires for lithography hotspot detection [C] // Proceedings of the 21<sup>st</sup> Euromicro Conference on Digital System Design (DSD). Prague, Czech Republic, 2018: 85—90.
- [30] YANG H, LUO L, SU J, et al. Imbalance aware lithography hotspot detection: a deep learning approach [J]. Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS, 2017, 16 (3): 033504-1—033504-16.
- [31] YU Y T, LIN G H, JIANG I H R, et al. Machine-learning-based hotspot detection using topological classification and critical feature extraction [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits Systems, 2015, 34 (3): 460—470.
- [32] LUTICH A. Design space sampling using hierarchical clustering of patterns on a full chip [C] // Proceedings of the Design-Process-Technology Co-Optimization for Manufacturability XI. San Jose, CA, USA, 2017: 101480T-1—101480T-11.
- [33] WU Y, SU H, CHANG Y, et al. MapReduce-based pattern classification for design space analysis [C] // Proceedings of the International Symposium on VLSI Design, Automation and Test (VLSI-DAT). Hsinchu, China, 2018: 1—4.
- [34] DING D, WU X, GHOSH J, et al. Machine learning based lithographic hotspot detection with critical-feature extraction and classification [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on IC Design and Technology. Austin, TX, USA, 2009: 219—222.
- [35] DRMANAC D G, LIU F, WANG L. Predicting variability in nanoscale lithography processes [C] // Proceedings of the 46<sup>th</sup> ACM/IEEE Design Automation Conference. San Francisco, CA, USA, 2009: 545—550.

(下转第 434 页)



- macroscopic mechanical resonator driven by mesoscopic electrical back-action [J]. *Nature*, 2010, 466 (7302): 86–90.
- [11] BRENNING H T A, KUBATKIN S E, ERTS D, et al. Single electron transistor on an atomic force microscope probe [J]. *Nano Letters*, 2006, 6 (5): 937–941.
- [12] SUTER K, AKIYAMA T, DEROOIJ N F, et al. Integration of a fabrication process for an aluminum single-electron transistor and a scanning force probe for tuning-fork-based probe microscopy [J]. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 2010, 19 (5): 1088–1097.
- [13] SU L N, LV L, LI X X, et al. Study of the charge detection by single electron transistor [J]. *Micronanoelectronic Technology*, 2014, 51 (10): 617–622.
- [14] SU L N, LV L, LI X X, et al. Fabrication and characterization of a single electron transistor based on a silicon-on-insulator [J]. *Chinese Physics Letters*, 2015, 32 (4): 047301-1–047301-3.

- [15] SU L N, LI X X, QIN H, et al. A sensitive charge scanning probe based on silicon single electron transistor [J]. *Journal of Semiconductors*, 2016, 37 (4): 044008-1–044008-4.
- [16] BEENAKKER C W J. Theory of coulomb-blockade oscillations in the conductance of a quantum dot [J]. *Physical Review: B*, 1991, 44 (4): 1646–1656.
- [17] LV L, SU L N, SUN J D, et al. Modeling a radio-frequency single-electron-transistor scanning probe [J]. *Japanese Journal of Applied Physics*, 2014, 53: 085001-1–085001-6.



## Biography:

Su Lina (1989—), was born in Suqian, Jiangsu province of China. She received the Ph.D. degree from Jiangnan University in 2016. Since 2016, she has been a lecturer of the Internet of Things. Her research interests include single electron devices and scanning probes.

(上接第 428 页)

- [36] DING D, TORRES A J, PIKUS F G, et al. High performance lithographic hotspot detection using hierarchically refined machine learning [C] // *Proceedings of the 16<sup>th</sup> Asia and South Pacific Design Automation Conference*. Yokohama, Japan, 2011: 775–780.
- [37] YAO H, SINHA S, XU J, et al. Efficient range pattern matching algorithm for process-hotspot detection [J]. *IET Circuits, Devices & Systems*, 2008, 2 (1): 2–15.
- [38] MADKOUR K, MOHAMED S, TANTAWY D, et al. Hotspot detection using machine learning [C] // *Proceedings of the 17<sup>th</sup> International Symposium on Quality Electronic Design (ISQED)*. Santa Clara, CA, USA, 2016: 405–409.
- [39] SHIN M, LEE J H. Accurate lithography hotspot detection using deep convolutional neural networks [J]. *Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS*, 2016, 15 (4): 043507-1–043507-4.
- [40] SHIN M, LEE J H. CNN based lithography hotspot detection [J]. *International Journal of Fuzzy Logic Intelligent Systems*, 2016, 16 (3): 208–215.
- [41] GENG H, YANG H, YU B, et al. Sparse VLSI layout feature extraction: a dictionary learning approach [C] // *Proceedings of the IEEE Computer Society Annual Symposium on VLSI (ISVLSI)*. Hong Kong, China, 2018: 488–493.
- [42] LIN Y, XU X, OU J, et al. Machine learning for mask/wafer hotspot detection and mask synthesis [C] // *Proceedings of the Photomask Technology*. Monterey, CA, USA, 2017: 104510A-1–104510A-13.
- [43] YU B, PAN D Z, MATSUNAWA T, et al. Machine learning and pattern matching in physical design [C] // *Proceedings of the Asia and South Pacific Design Automation Conference (ASP-DAC)*. Chiba, Japan, 2015: 286–293.

- [44] ZHANG H, ZHU F, LI H, et al. Bilinear lithography hotspot detection [C] // *Proceedings of the the ACM on International Symposium on Physical Design*. Portland, OR, USA, 2017: 7–14.
- [45] PARK J W, TORRES A, SONG X. Litho-aware machine learning for hotspot detection [J]. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits Systems*, 2018, 37 (7): 1510–1514.
- [46] LIN Y, LI M, WATANABE Y, et al. Data efficient lithography modeling with transfer learning and active data selection [J]. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 2018, 10: 2864251-1–2864251-8.



## 作者简介:

盖天洋 (1994—), 男, 山东聊城人, 硕士研究生, 主要研究方向为集成电路设计工艺联合优化, 包括版图坏点检测;

栗雅娟 (1975—), 女, 贵州锦屏人, 博士, 副研究员, 研究方向为设计工艺协同优化、低功耗器件建模、二维器件与 CMOS 集成、应用于逻辑电路的 MEMS/NEMS 开关器件等, 作为课题负责人承担国家自然科学基金项目和承担 973 计划子课题各一项, 并作为课题主要人员参与国家重大科技专项多项, 先后发表 SCI 和 EI 论文 20 余篇, 获得多项专利;

韦亚一 (1965—), 男, 江苏镇江人, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为先导光刻工艺, 包括材料评估和邻近效应修正。