

基于机器视觉的晶圆边缘检测方法

李志航^{1,2}, 杨志家¹, 崔书平¹, 魏浩东³

1. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 沈阳芯源微电子设备股份有限公司, 辽宁 沈阳 110169

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB3204501)

通信作者: 崔书平, cuisp@sia.cn 收稿/录用/修回: 2024-04-22/2024-05-08/2024-06-05

摘要

针对光刻胶边缘修复 (edge bead removal, EBR) 检测面临的电路图案与工艺残留的干扰、晶圆外观与轮廓形状的差异、多层 EBR 中指定层的区分等问题, 提出了一种基于机器视觉的晶圆边缘检测方法。首先通过线阵相机采集高质量的晶圆边缘图像, 然后为图像的每列初始化一个分割点, 并使之逐步搜索靠近 EBR, 待分割点收敛后即完成检测。该方法通过迭代策略将轮廓检测问题转化为像素分类问题, 并结合贝叶斯分类器与约束机制避免了复杂图案与外观差异等因素的影响, 从而快速准确地检测各类指定 EBR, 也为类似问题提供了新的视角和方法。实验表明, 对于 $5\,000 \times 600$ 像素的高清图片, 所提算法检测时间在 200 ms 以内, 检测偏差在 $30\ \mu\text{m}$ 以内。其相较于已有方法可实现复杂晶圆的 EBR 检测, 且时间与精度均可满足工业要求, 目前已应用于沈阳芯源微电子设备股份有限公司的自动光学检测 (automatic optical inspection, AOI) 设备中。

关键词

光刻胶边缘修复 (EBR)
自动光学检测
集成电路
机器视觉
贝叶斯分类器
中图法分类号: TP391
文献标志码: A

Wafer Edge Detection Method Based on Machine Vision

LI Zhihang^{1,2}, YANG Zhijia¹, CUI Shuping¹, WEI Haodong³

1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Kingsemi Co., Ltd., Shenyang 110169, China

Abstract

To address the issues in edge bead removal (EBR) inspection, such as interference of circuit pattern and process residue, differences in wafer appearance and contour shape, and how to identify the specified layer in multi-layer EBR, a wafer edge detection method based on machine vision is proposed. First, a high-definition image of the wafer edge is captured with a line scan camera. Then a segmentation point is initialized for each column of pixels to search and approach the EBR iteratively until convergence. This method employs an iteration strategy to transform contour detection into pixel classification, and combines the Bayes classifier and a constraint mechanism to solve cluttered lines and various appearances, which can inspect all kinds of EBR effectively and provide a new perspective for similar detection problems. The experimental results prove that the inspection

Keywords

edge bead removal (EBR);
automatic optical inspection;
integrated circuit;
machine vision;
Bayes classifier

time takes less than 20 m/s and the deviation is within 30 μm for images of 5 000 \times 600 pixels. Compared with the existing methods, the proposed algorithm can inspect the EBR of the wafers with complex patterns and meet industrial requirements in efficiency and precision, which has been applied to the Automatic Optical Inspection (AOI) of King-semi Co., Ltd.

0 引言

半导体领域使用旋胶 (spin coating) 工艺来实现光刻胶涂覆, 其在旋转晶圆的同时向其表面喷涂光刻胶, 利用离心力使胶体涂满整张晶圆。但在表面张力的作用下, 光刻胶会堆积在晶圆边缘和背面, 导致光刻胶薄膜厚度不均匀, 影响后续曝光工艺, 或粘附在设备上, 造成晶圆与设备间的交叉污染。因此在旋涂后必须去除堆积的光刻胶, 称为光刻胶边缘修复 (edge bead removal, EBR)^[1-2]。如图 1 所示, 常用的化学 EBR 工艺与旋胶工艺类似, 在旋转晶圆的同时向其边缘喷涂化学溶剂来溶解并冲洗掉多余的光刻胶。其他修复工艺还包括硅片边缘曝光、机械刮除、溶剂擦拭等。

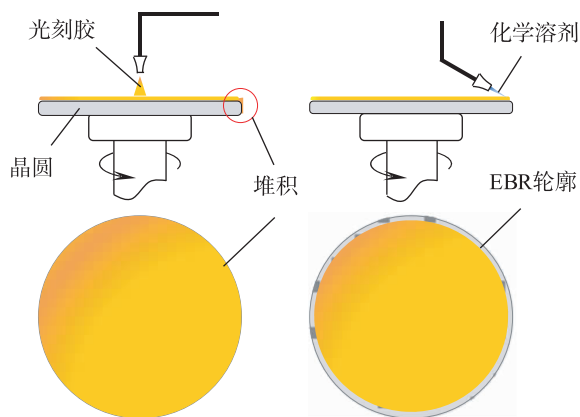


图 1 光刻胶旋涂与光刻胶边缘修复

Fig.1 Photoresist spin coating and edge bead removal

为保证晶圆产率, 修复必须严格控制在一个狭窄范围内, 从而在去除多余光刻胶的同时尽可能地保留有效涂胶区域^[3-4]。EBR 检测即识别去胶轮廓, 这对于确定产量、改善工艺和追溯分析十分重要。首先, 修复区域涂覆的光刻胶已经被去除, 需要将其识别出来避免以后续工艺的浪费; 其次, EBR 可能随着设备的老化与失效而偏离其设定位置, 工程师需要根据工艺结果判断设备是否故障, 并反馈控制工艺过程; 最后, 集成电路制造工艺极其复杂^[5-6], 任何一道工序出现问题都会导致最终产率的下降, 因此要尽可能地保存更多的过程数

据, 以便在出现问题后定位原因。而如图 2 所示, 光刻工艺通常要被重复几十甚至上百次来将电路图案转移至晶圆基底, 晶圆表面复杂多样的电路图案使得 EBR 越来越难以检测, 且之前工艺残留的 EBR 逐步叠加形成了多层 EBR (multi-layer EBR, mEBR), 再加之不同 EBR 工艺的轮廓形状也各不相同, 这都使得复杂晶圆的 EBR 检测极其困难。

除 EBR 检测之外, 其他行业中也存在许多类似的线状轮廓检测问题, 包括海天线检测^[7]、吃水线检测^[8]和橡胶攻丝线检测^[9]等。针对此类问题的传统做法是先提取图像的边缘信息^[10-12], 然后利用霍夫变换^[13-14]、区域生长^[15]及曲线拟合^[16]或拼接^[17]等数学方法构建出完整的物体轮廓或区域边界, 或是直接利用神经网络进行图像分割^[18-19]。2020 年 HYUN 等^[20]提出了一种基于视觉的 EBR 工艺连续测量与控制方法, 该研究提取了无图案晶圆图像中的 8 个明暗边界点并将其拟合为圆, 从而估计晶圆与卡盘间的偏心量及喷嘴的位置误差。2021 年 REITHER 等^[21]实现了基于霍夫变换的 EBR 测量方法, 通过计算霍夫参数空间两个局部极值之差来估计 EBR 宽度, 进而分析宽度变化与进行工艺控制。其后又在 2022 年采用类似方法估计了旋胶工艺期间的晶圆放置误差^[22]。该方案易于实现, 但缺少准确区分有效与无效边缘点的步骤和手段, 因此无法处理复杂晶圆。由于数据获取与图像处理的难度较大, 目前学术领域的相关研究比较有限。工业领域十分重视 EBR 检测, 日本东京电子 (TEL) 公司、美国科磊 (KLA) 公司等多家半导体与检测设备厂商早已在其产品中集成了 EBR 检测功能, 但受限于检测效果, 目前均未正式上线针对复杂晶圆的 EBR 检测。因此工厂不得不在产线中插入裸片来测试工艺设备是否正常, 或借助显微镜等工具来人工目视观察产品, 不但效率低、成本高、易误检, 还无法获得完整的晶圆生产数据, 无法满足生产需求。总的来说, 已有 EBR 检测算法存在的主要问题包括: 难以处理带有电路图案与工艺残留的复杂晶圆, 无法保证结果完整或只能将轮廓限制为圆形, 无法区分多层 EBR 中的指定层, 不能基于高清图像实现高效检测。

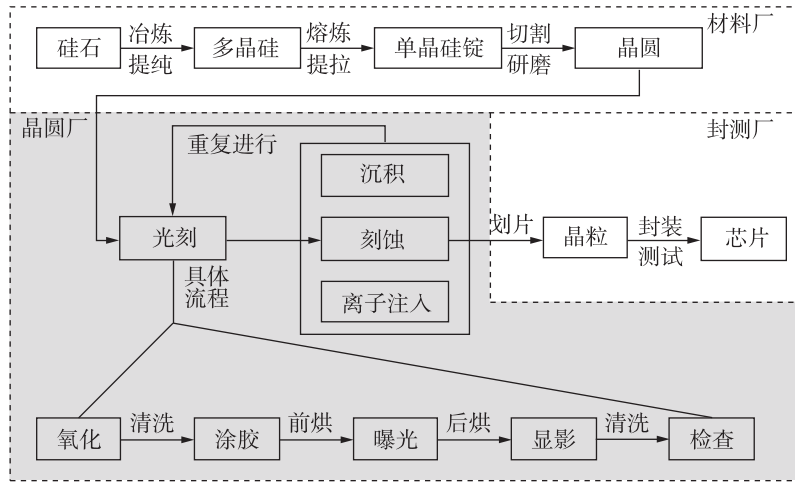


图 2 芯片制造流程

Fig.2 Chip manufacturing process

针对上述问题, 本文针对基于机器视觉的晶圆边缘检测方法开展了系统性研究, 提出了基于贝叶斯分类与约束机制的晶圆边胶搜索算法, 主要创新点和贡献在于:

1) 采用并实现了一种可行且有效的检测方案, 将检测问题转化为易求解的分类问题, 再结合基于像素分布的贝叶斯分类器, 解决了传统方法无法处理的复杂图案干扰问题。

2) 提出了多种不同的约束方式来保证结果的完整性并适应各种轮廓形状, 同时利用图像梯度与学习率优化了求解过程, 实现算法的快速搜索与稳定收敛。

3) 搭建了图像采集系统并采集了高清图片进行实验与对比, 证明了所提方法的有效性, 还通过基于先验的一致性保证来区分多层 EBR 中指定层, 从而满足工程在线检测应用。

1 晶圆边缘图像采集系统设计

考虑到 EBR 工艺仅涉及晶圆边缘, 其在晶圆表面图片中所占的部分比例较小且畸变相对严重。

因此本文采用图 3 所示的图像采集系统, 转盘带动晶圆匀速旋转的同时使用线阵相机拍摄晶圆边缘图像。该系统也可在侧面和背面加装更多线阵相机来完成翘曲和缺陷等其他晶圆边缘检测项目。

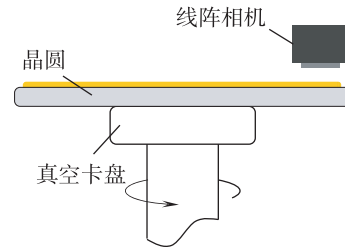


图 3 图像采集系统

Fig.3 The image acquisition system

本文所用晶圆直径均为 12 英寸(约 300 mm), 晶圆匀速旋转一周, 线阵相机拍摄 5 000 次, 可得到其扫描图像。扫描图像中每个像素垂直方向代表实际尺寸 10 μm, 水平方向取决于其具体位置 (18 μm 左右), 计算方法是晶圆在该处的实际周长除以该行的像素数量。图 4 分别展示了晶圆表面的直拍图像与扫描图像。图 4(a) 中标记区域为系统

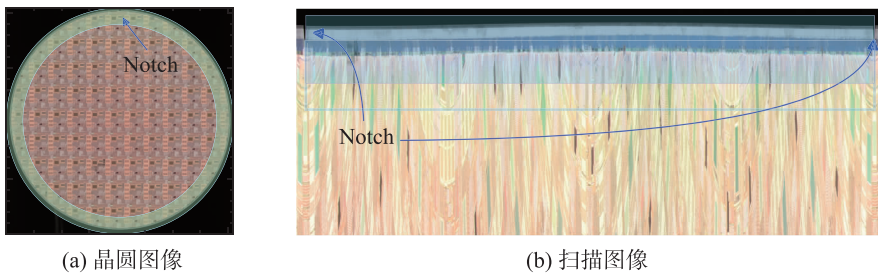


图 4 扫描与检测区域

Fig.4 Scanning and inspection region

扫描区域, 而图 4(b) 中标记区域为算法实际检测区域, 其在垂直方向保留面积大致相当的涂胶区域与去胶区域, 在水平方向上从一个 Notch (V 形切口, 生产中用作定位等) 截取至另一个 Notch, 即晶圆边缘处一个完整的圆周。

基于特殊的图像采集方案, 检测过程中需要在晶圆与图像之间进行坐标变换。图 5 展示了晶圆表面的原始坐标系与像素坐标系, 其中两幅图像中的灰色部分指代同一区域 (扫描区域)。原始坐标系同时采用笛卡儿坐标与极坐标, 二者以圆盘圆心为基准建立, 极轴与 x 轴重合指向晶圆 Notch 方向, 极角方向与扫描方向相同, y 轴位于极角 90° 处; 像素坐标系仅采用笛卡儿坐标, 其以扫描图像左上角为原点, 沿两个方向分别为 u 轴与 v 轴。

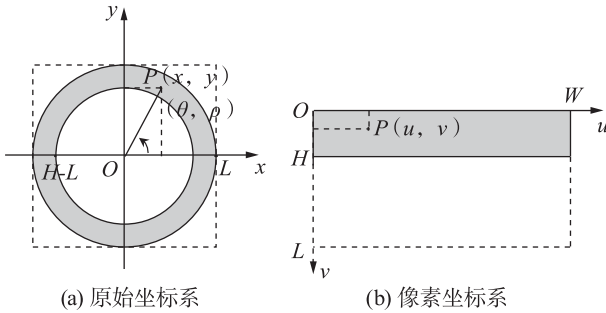


图 5 坐标变换

Fig.5 Coordinate transformation

原始坐标系中某点由极坐标 (ρ, θ) 至笛卡儿坐标 (x, y) 的转化公式为

$$\begin{cases} x = \rho \cos \theta, \theta \in \left\{ \frac{2\pi k}{W} \mid k = 0, 1, \dots, W-1 \right\} \\ y = \rho \sin \theta, \rho \in \{L-H, L-H+1, \dots, L\} \end{cases} \quad (1)$$

某点由像素坐标 (u, v) 至原始坐标 (ρ, θ) 的转化公式为

$$\begin{cases} \theta = u \frac{2\pi}{W}, u \in \{0, 1, \dots, W-1\} \\ \rho = L - v, v \in \{0, 1, \dots, H-1\} \end{cases} \quad (2)$$

其中, W 和 H 分别代表图像的宽和高, L 代表扫描的外边界至转盘圆心的距离; θ 单位为弧度, u, v, x, y 的单位均为像素。在后续算法中, u 和 θ 对于每个分割点而言都是固定的; ρ 可能为小数, 仅整数部分被用作索引像素。

2 基于贝叶斯分类与约束机制的晶圆边胶搜索算法

针对复杂晶圆的 EBR 检测问题, 本文提出了

一种全新的检测方案。检测过程如图 6 所示, 首先为每一列像素初始化一个分割点, 然后通过迭代使之逐步靠近 EBR 轮廓, 算法收敛后即可得到完整的 EBR 轮廓坐标。

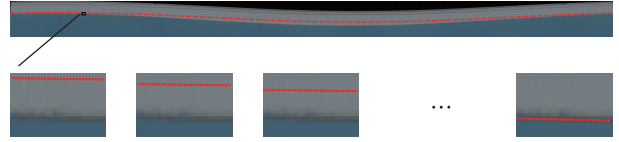


图 6 分割点迭代过程

Fig.6 Iterative process of the segmentation points

基于该思路, 有几个关键问题需要解决: 1) 如何确定搜索方向, 即分割点的移动方向, 这是整个算法的核心; 2) 如何保证结果完整, 即保证这些点完整有序地收敛在 EBR 上; 3) 如何加快收敛速度, 即在避免振荡的情况下尽可能快地找到结果。本节将逐一解决上述问题。

2.1 基于像素分布的贝叶斯分类器

EBR 轮廓是一条特殊的边缘线, 因此之前的研究往往聚焦于图像的边缘特征, 而忽略了晶圆本身的像素分布。晶圆表面在光刻胶的涂覆下必然会改变颜色, 因此无论晶圆表面的图案多么复杂, 涂胶区域与去胶区域的像素分布总是存在差异的。这一特性可以被用于确定分割点的移动方向。具体而言, 晶圆表面被分割点分为上下两部分, 将其暂时分别假定为涂胶区域 (coating) 和去胶区域 (removal)。如果某个分割点所在像素的像素值主要地分布于去胶区域, 那么就假定该像素也应该属于去胶区域, 并将分割点朝向涂胶区域移动, 从而将该像素分配至去胶区域, 反之亦然。而分割点移动后, 两个区域的像素分布又将被更准确地定义, 这样就实现了一次完整的迭代。重复该过程就能准确分割像素分布不同的两个区域。

该过程的本质就是以分割点为界迭代调整两个区域的像素集合, 于是目标检测问题就被转化为了像素分类问题。本文构造了基于像素分布的贝叶斯分类器来实现像素分类^[23], 将上述两个区域的所有像素视为两类样本集合, 通过像素值这一特征来对像素进行分类, 从而计算其分别属于两个区域的类别概率。由于是二分类问题, 可将像素的类别概率之差作为分割点的修正值, 对于某种分割状态:

$$\begin{aligned} d_i &= P(\omega_{\text{cot}} | V(p_i)) - P(\omega_{\text{rmv}} | V(p_i)) \\ &= 1 - 2P(\omega_{\text{rmv}} | V(p_i)) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, d_i 即为分割点 p_i 的修正值, $i \in \{0, 1, \dots,$

$N-1$ }, N 为分割点的数量, 与图像宽度 W 相等; $V(p_i)$ 为分割点 p_i 所在像素的像素值, 其取值范围取决于图像格式, 灰度图像中 $V \in \{0, 1, \dots, 255\}$; $P(\omega_{\text{cot}}|V(p_i))$ 和 $P(\omega_{\text{rmv}}|V(p_i))$ 分别为像素属于涂胶和去胶区域的概率, 二者被称为后验概率, 可通过贝叶斯公式计算:

$$P(\omega_c|v) = \frac{P(v|\omega_c)P(\omega_c)}{P(v)}, c \in \{\text{cot}, \text{rmv}\} \quad (4)$$

其中, $P(\omega_c)$ 为先验概率, $P(\omega_{\text{cot}}) + P(\omega_{\text{rmv}}) = 1$, 一般均设置为 0.5, 并在裁剪图片时使涂胶与去胶两个区域的面积大致相当; $P(v|\omega_c)$ 为似然概率, $P(v)$ 为像素 v 的边缘概率, 二者均可通过统计得到:

$$P(v|\omega_c) = \frac{N_v(v \in \omega_c)}{\sum_{v \in V} N_v(v \in \omega_c)} \quad (5)$$

$$P(v) = \frac{N_v(v) + 1}{\sum_{v \in V} N_v(v)} \quad (6)$$

其中, $N_v(v)$ 和 $N_v(v \in \omega_c)$ 分别代表像素 v 的总数和在区域 c 内的数量。在此基础上, 为了保证每次更新的步幅一致, 有必要对修正值进行归一化, 即将其绝对值的平均值缩放为 1, 这样就为每个分割点 p_i 求得了相应的修正值 d_i :

$$d_i := d_i \frac{N}{\sum |d_i|} \quad (7)$$

图像在进行上述迭代前要先进行预处理, 如图 7 所示。一是检测晶圆轮廓并标记晶圆表面, 如图 7(b) 黄色部分所示, 算法仅统计该区域内的像素 (额外向内去除了晶圆边缘附近的几十行像素来避免晶圆倒角的影响^[4])。同时为了简化代码逻辑, 对原始图像进行灰度变换或特征提取, 本文采用主成分分析 (principal component analysis, PCA) 将原图映射为单通道图像, 并将像素值平移、缩放、取整至 $\{0, 1, \dots, 255\}$, 得到特征图与对应的像素分布, 如图 7(c) 所示。

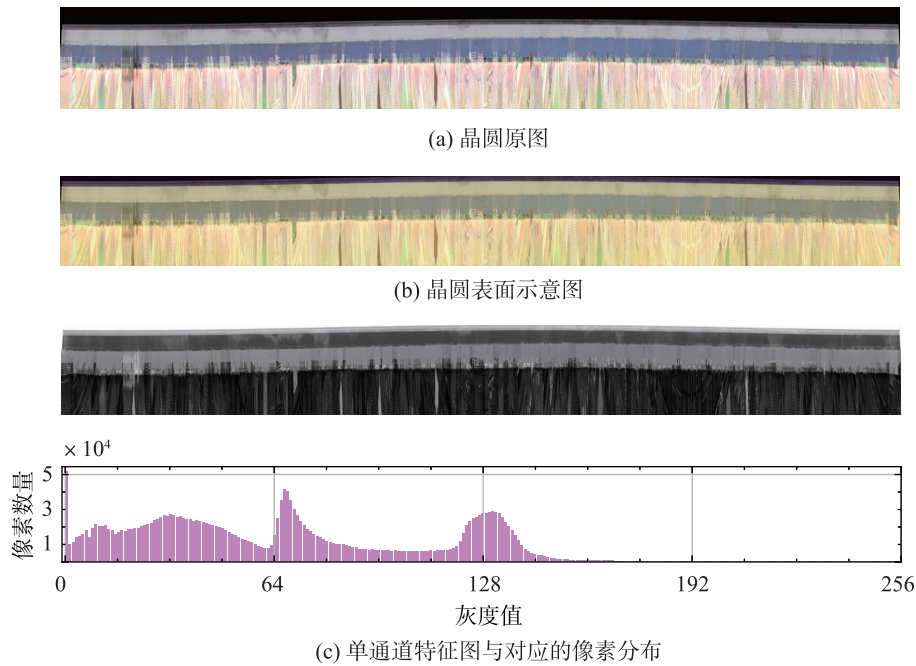


图 7 图像预处理

Fig.7 Image pre-processing

2.2 直接约束与间接约束

将分割点的纵坐标与修正值相加即可让其移向 EBR, 但复杂晶圆的像素分类结果 (修正值) 可能有部分错误, 错分的点可能一直朝着错误的方向移动, 导致最终检测结果不准确。因此迭代过程中要对分割点施加约束。图 8 展示了在给定分割情况下, 无约束与有约束 (间接约束) 时的修正值与检测

结果, 其中紫色散点与红色曲线分别为最初的与约束后的修正值 (图 8(b)) 与迭代结果 (图 8(c))。显然最初的修正值有少量错误, 但图案的复杂性与随机性使得错分比较均匀, 约束也就是通过某种方法来抵消错分。

本文提出了直接约束与间接约束, 前者将分割点约束为某个指定的曲线形状, 后者则是对修正值

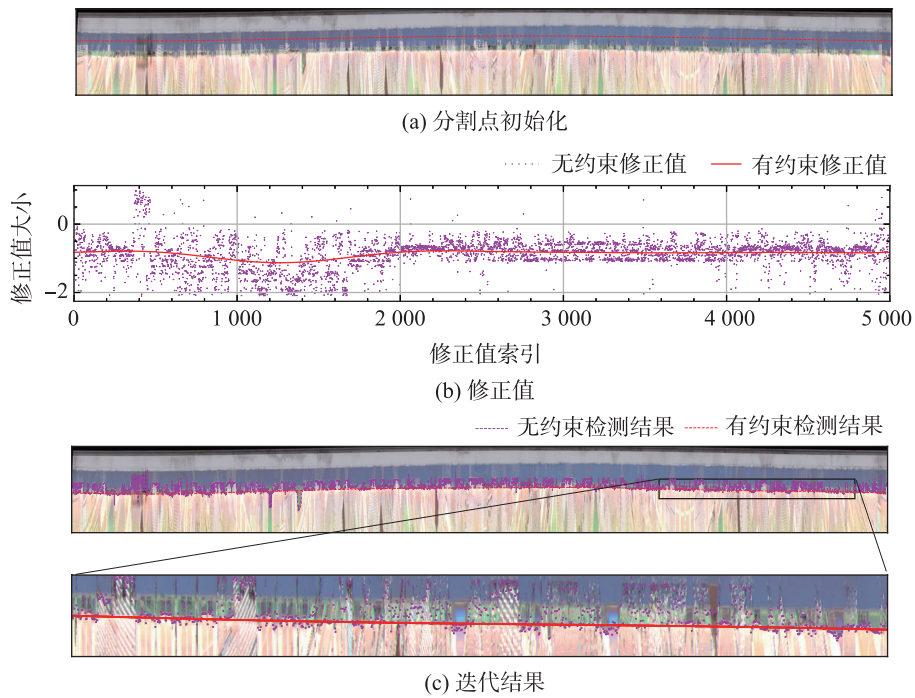


图8 有无约束的结果对比

Fig.8 Comparison of results with and without constraints

进行平滑或滤波。

2.2.1 直接约束

由于最常用的化学 EBR 工艺的轮廓为圆形,因此使用圆来对分割点进行约束。考虑坐标变换,约束方程为

$$(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 = r^2 \quad (8)$$

其中,

$$\begin{cases} x_i = (L - v_i) \cos\left(u_i \frac{2\pi}{W}\right) \\ y_i = (L - v_i) \sin\left(u_i \frac{2\pi}{W}\right) \end{cases} \quad (9)$$

其中, (x_c, y_c) 和 r 分别为约束圆的圆心与半径,其更新公式为

$$\begin{cases} r: = r + \sum d_i / (N/2) \\ x_c: = x_c + \sum d_i \cos\theta_i / N \\ y_c: = y_c + \sum d_i \sin\theta_i / N \end{cases} \quad (10)$$

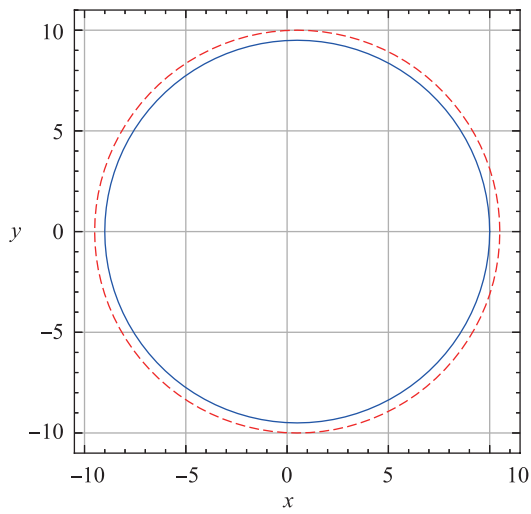
每轮迭代使用该式更新约束方程,而后使用新的约束方程重新计算分割点位置。对于某个分割点 p_i , 其所在列 u_i (或所在角度 θ_i) 保持不变,将其代入新的约束方程可得该点 (u_i, v_i) 或 (ρ_i, θ_i) 。

迭代方程的原理可参考图 9, 其中左侧一列基于原始坐标系, 右侧一列基于像素坐标系, 每行左侧情况与右上角对应; 红色虚线为最终的收敛目

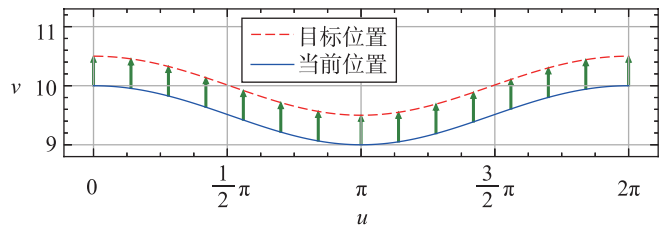
标, 蓝色实线为分割点当前位置, 绿色箭头表示当前状态下理想的修正值或调整方向。对于情况 (a) 与 (b), 约束圆的圆心无需调整, 半径应该增大, 且理想情况下每个点的修正值均大于 0, 而情况 (c) 则完全相反, 因此半径的调整值 Δr 可直接将修正值取平均得到; 对于情况 (d) 和 (e), 约束圆的半径无需调整, 仅圆心的横坐标应该减小, 此时每处的修正值虽各不相同, 但每处的修正值对圆心横坐标的调整值 Δx_c 的作用取决于该点的位置(角度), 因此修正值取平均之前可乘以该点所在角度的余弦值, 情况 (f) 圆心横纵坐标均需调整, 分别使修正值乘以该点所在角度的正弦与余弦值; 推导与实验可知上述修正公式同样适用于包括情况 (g)、(i)、(h) 等在内的其他各种情况。

2.2.2 间接约束

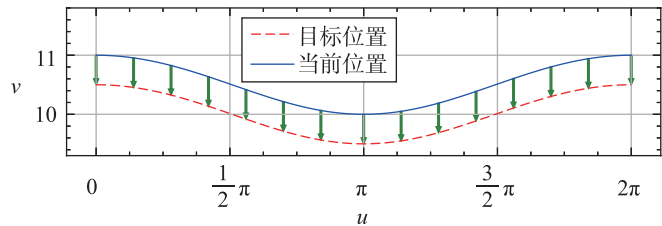
直接约束将检测结果限制为圆形, 可以更好地匹配化学 EBR 的工艺结果, 且能一同获得 EBR 的圆心和半径参数, 从而估计工艺过程中的晶圆与喷嘴的位置偏差。而其他 EBR 工艺的轮廓可能是复杂或不规则的曲线, 其约束方程与更新公式难以推导甚至无法描述。此时, 通过约束修正值来间接约束分割点则更为简单有效, 即对修正值进行平滑或滤波。本文使用离散傅里叶变换实现, 将修正值视为周期离散信号 $x[k]$, 则:



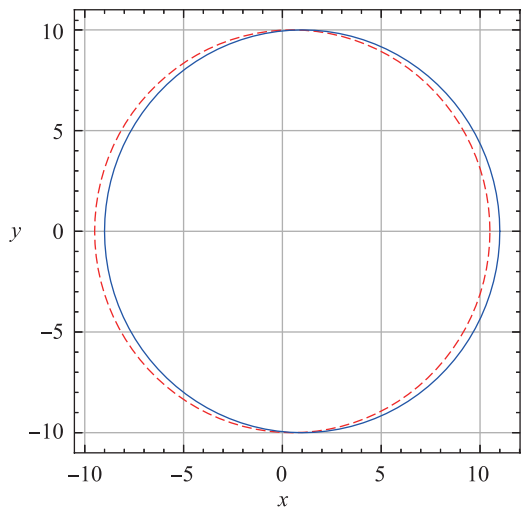
(a) 半径需增大



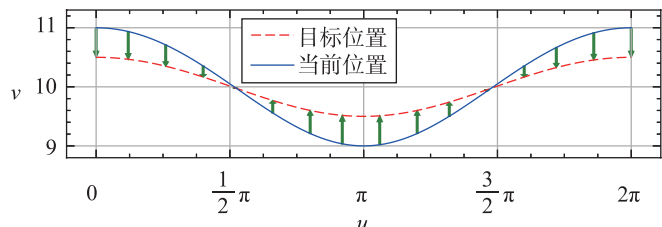
(b) 半径需增大



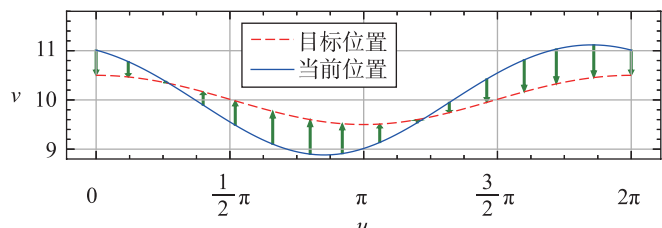
(c) 半径需减小



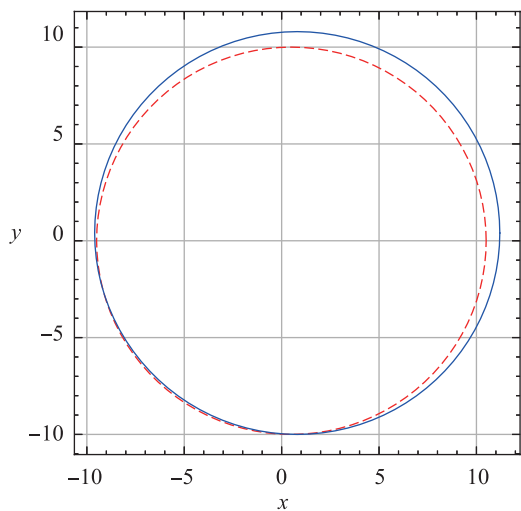
(d) 圆心横坐标需减小



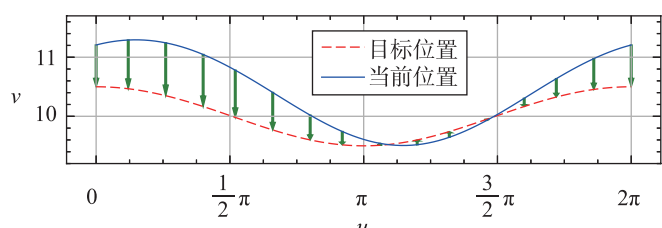
(e) 圆心横坐标需减小



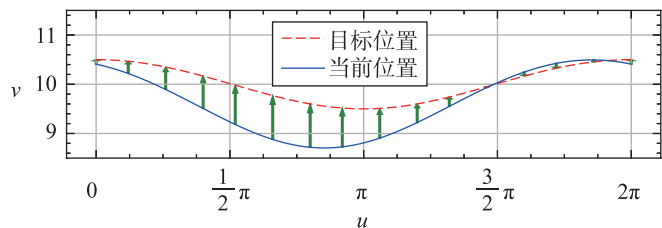
(f) 圆心纵坐标需减小



(g) 圆心半径均需调整



(h) 圆心半径均需调整



(i) 圆心半径均需调整

图9 约束圆参数更新

Fig.9 The constraint circle parameter update

$$\begin{cases} x[k] = \sum_{n=0}^{N-1} c_n e^{jnw k}, k=0, 1, 2, \dots, N-1 \\ c_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x[k] e^{-jnw k}, n=0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (11)$$

其中, c_n 为傅里叶系数, j 表示虚数单位, $w = 2\pi/N$ 表示频率。特别地, 式(10)恰为正变换公式的前两项。为实现平滑与滤波效果, 逆变换时仅代入前几项低频成分。使用处理后的修正值调整分割点位置, 即:

$$\rho_i := \rho_i - \sum_{n=0}^{N_c} c_n e^{jnwi}, i=0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (12)$$

其中, N_c 即为逆变换时取用的成分数量, 本文实验中取为 5。

2.3 优化模型速度与稳定

对于梯度下降法等各类迭代算法, 快速搜索与稳定收敛始终难以兼得。而 EBR 轮廓本身是一条边缘线, 即其附近具有较大的图像梯度, 这可以有

效帮助算法稳定收敛, 即在分割点靠近或到达 EBR 轮廓时协助其减速。

基于特殊的图像采集方案, 此处仅考虑图像的纵向梯度。为扩大感受野, 将多个纵向卷积核以不同权重叠加, 且靠近中心的卷积核权重应当增大。本文使用如下卷积核:

$$\mathbf{K}_c = \frac{[-1 \quad -2 \quad -2 \quad 0 \quad 2 \quad 2 \quad 1]^T}{5}$$

则可计算梯度修正系数:

$$\beta_i = \exp\left(-\frac{G_i}{K}\right), G_i = |\mathbf{K}_c \cdot \mathbf{A}_i| \quad (13)$$

其中, G_i 为第 i 列分割点所在像素附近的图像梯度, 通过卷积核与该点附近同列像素 \mathbf{A}_i 相乘并取绝对值得到, 系数 k 用于调节梯度的影响程度, 本文中取 $k=60$, 此时梯度修正系数与图像梯度的关系如图 10 所示, 当图像梯度增大至 120 时, 梯度修正系数已减小至 0.14。

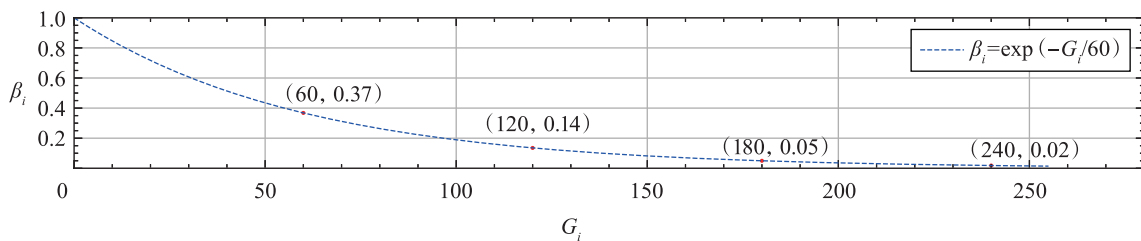


图 10 图像梯度与梯度修正系数

Fig.10 Image gradient and gradient correction coefficient

在此基础上可引入学习率, 以提高算法整体的搜索速度, 则:

$$d_i := \alpha \cdot \beta_i \cdot d_i, i=0, 1, \dots, N-1 \quad (14)$$

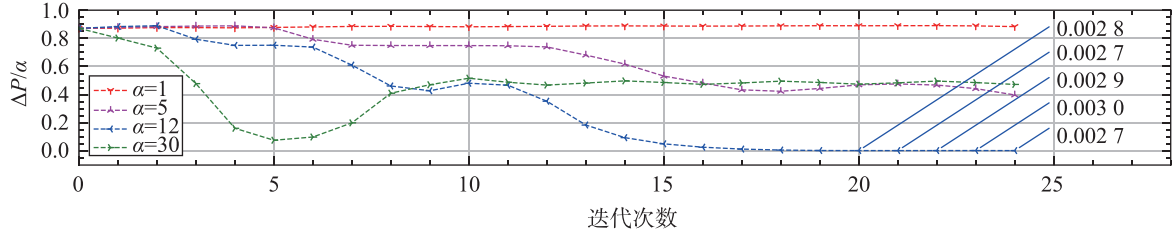
显然, 经过式(7)的调整, 修正值平均值为 1, 即分割点每次迭代平均移动一个像素, 乘以学习率后每次平均移动 α 个像素; 而当某点搜索至图像梯度较大处后, 梯度修正系数由 1 减小至趋于 0, 从而放缓该点的搜索速度。于是分割点便可以快速到达目标处并停止, 同时实现快速搜索与稳定收敛。

对于图 8 所示的由图 8(a) 搜索至图 8(c) 的迭代过程, 不同学习率的收敛速度并不相同。式(15)通过分割点的平均移动速度来反映搜索与收敛情况, 因为分割点到达 EBR 附近后, 在图像梯度的影响下, 修正值将趋向于 0。图 11(a) 展示了此过程中的 $\Delta P/\alpha$ 的值, 显然算法的收敛速度随着学习率

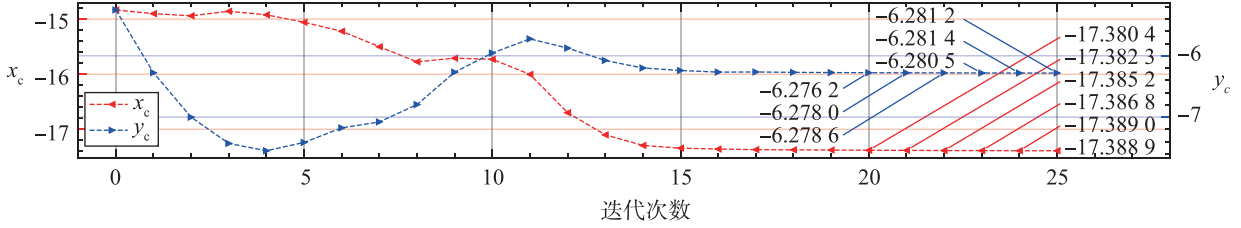
的增大而增大。但过大的学习率也会使得分割点移动时跨过卷积核的感受野, 使得梯度修正系数失效, 进而导致严重的振荡。本文后续实验中, 学习率 $\alpha=12$ 。图 11(b) 与图 11(c) 展示了基于直接约束的迭代情况, 即约束圆的圆心和半径的变化情况, 其同样快速调整并在收敛后保持稳定。

$$\Delta P = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |\Delta \rho_i| = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N_c-1} |c_n \cdot e^{jnwi}| \quad (15)$$

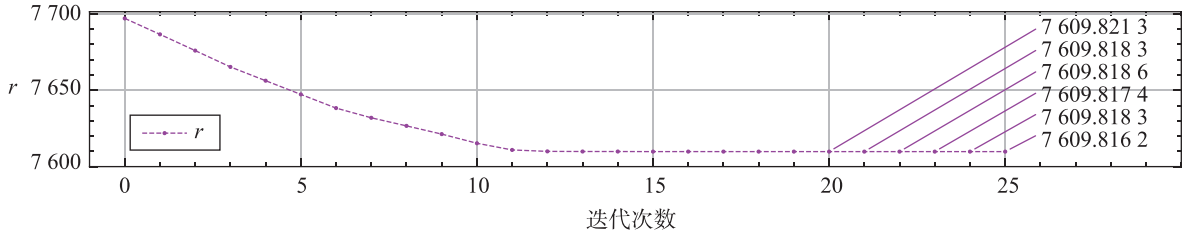
学习率与梯度修正系数的应用使得算法在确保速度的基础上具有良好的收敛性。式(16)通过分割点收敛后的平均移动速度来反映算法收敛情况。其实验结果如图 12 所示, 其大都小于 0.1, 即收敛后每次迭代平均调整量不超过 0.1 个像素, 反映出算法具有良好的收敛性。个别结果偏大可能是由于 EBR 附近梯度较小, 或 EBR 轮廓曲折导致分割点无法完全与之重合。



(a) 不同学习率下分割点的平均移动速度



(b) 直接约束中约束圆的圆心的迭代情况



(c) 直接约束中约束圆的半径的迭代情况

图 11 参数迭代与收敛

Fig.11 Parameter iteration and convergence

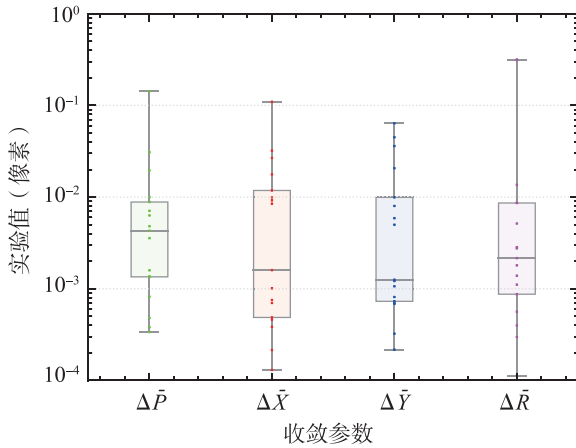


图 12 算法收敛性

Fig.12 Algorithm convergence

$$\begin{cases} \Delta\bar{P} = \frac{1}{T} \sum_{t=T} \Delta P^{(t)} = \frac{1}{T} \sum_{t=T} \frac{1}{N} \sum_{n=N} |\Delta \rho_i^{(t)}| \\ \Delta\bar{X} = \frac{1}{T} \sum_{t=T} \Delta x_c^{(t)} = \frac{1}{T} \sum_{t=T} |x_c^{(t)} - x_c^{(t-1)}| \\ \Delta\bar{Y} = \frac{1}{T} \sum_{t=T} \Delta y_c^{(t)} = \frac{1}{T} \sum_{t=T} |y_c^{(t)} - y_c^{(t-1)}| \\ \Delta\bar{R} = \frac{1}{T} \sum_{t=T} \Delta r^{(t)} = \frac{1}{T} \sum_{t=T} |r^{(t)} - r^{(t-1)}| \end{cases} \quad (16)$$

3 检测实验与工程应用

3.1 实验结果与对比

本文执行了一系列实验来进行算法验证。值得注意的是, 为保护商业机密, 本文中除图 13 之外的所有晶圆均是晶圆厂的工程样片或缺陷产品, 它们可能来自任意生产阶段 (并非刚刚完成 EBR 工艺) 或带有各类缺陷, 因此检测难度更高, 也更能体现所提算法的鲁棒性。

图 13 与表 1 分别为本文所提算法与某国际主流厂商的对于复杂晶圆 EBR 的检测结果。前者在 5 000 个检测点中抽取了 100 个在图中进行展示 (蓝叉), 所有点均准确整齐地收敛在目标 EBR 处。后者共 360 个检测点 (红点), 但其不仅未能区分多层 EBR, 且有大量点误检为电路图案。这也是其复杂晶圆 EBR 检测与多层 EBR 检测功能迟迟未能应用的原因, 其他几家主流厂商的结果也类似。

本方法摒弃了传统的基于图像边缘特征的检测思路, 充分利用了不同区域间的像素分布差异来搜索 EBR, 再结合约束机制来避免电路图案的影响。其检测效果较已有算法有极大提升, 目前已集成至

沈阳芯源微电子设备股份有限公司研发的自动光学检测(AOI)设备中。

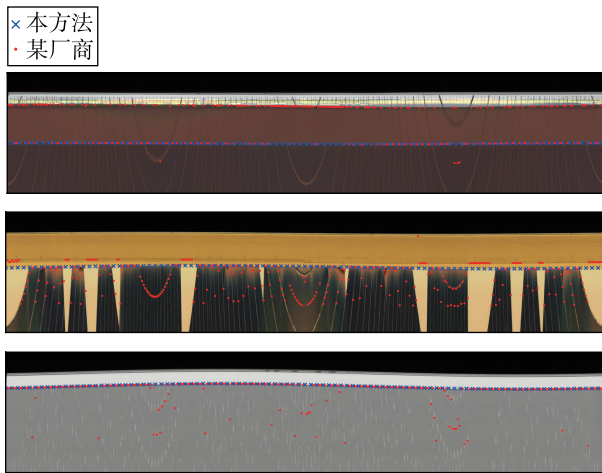


图 13 本文方法与某厂商的检测结果

Fig.13 Inspection results of our method and a manufacturer

表 1 与某厂商的检测结果对比

Tab.1 Comparison with the inspection results of a manufacturer

算法	输出点数	电路图案	多层 EBR	检测时间
某厂商	360 个	无法区分	无法区分	≈100 ms
本方法	5 000 个	可以区分	可以区分	<200 ms

针对不同类型的晶圆,更多的检测结果如图 14~图 16 所示。即便晶圆带有图案复杂与表面缺陷,本算法仍能准确检测所有 EBR(图中各种颜色的曲线)。算法具有较强的适应性与鲁棒性。贝叶斯分类器通过统计该图像的像素分布得到分类结果,可以自适应不同外观的晶圆,而约束机制在避免复杂图案影响的同时也会规避一些常见的小型缺陷。大面积的缺陷有时会对算法产生一定影响,但这属于比较严重的生产事故,工程检测中一般不会出现。图 15 中的两张晶圆就存在多处大面积缺陷,

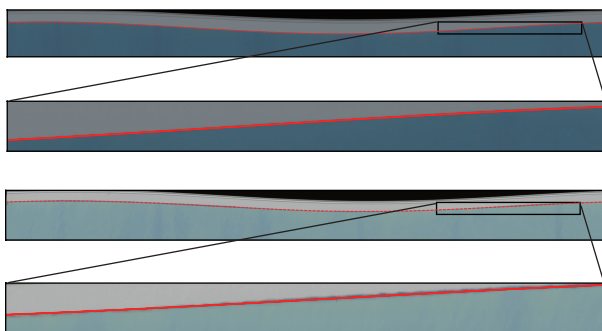


图 14 裸片检测结果

Fig.14 Inspection result of bare wafer

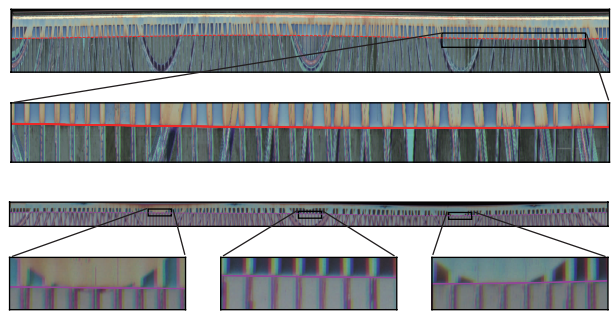


图 15 光刻片的检测结果

Fig.15 Inspection result of pattern wafer

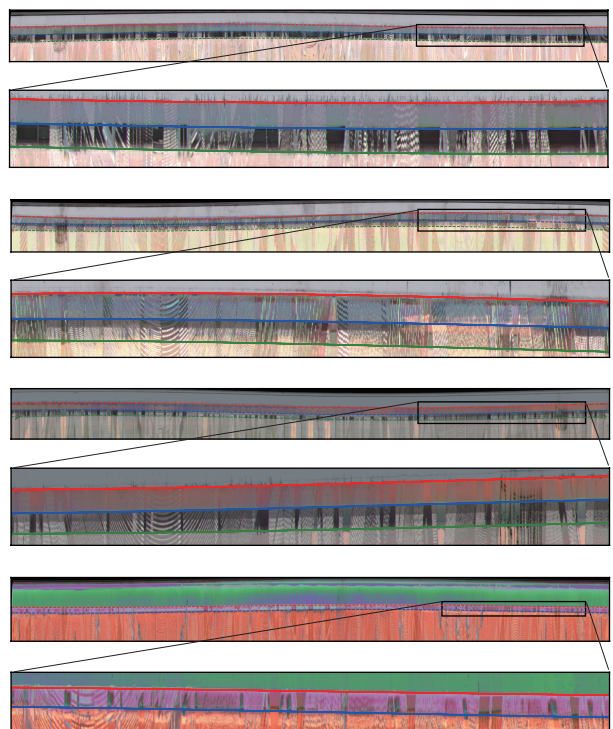


图 16 多层 EBR 检测结果

Fig.16 Inspection result of multi-layer EBR

但涂胶区域与去胶区域仍然是可分的,因此检测结果正确。

EBR 检测目前没有统一的标准来衡量检测精度,并且其本身也并非完全界限分明,因此仅能根据结果直观地对检测结果进行估计。观察发现检测结果与 EBR 轮廓基本重合,偏差均不超过 3 个像素,而每个像素在垂直方向上代表 10 μm,这意味着最终偏差不超过 30 μm。另外参考图 8 与图 11 可知,算法 20 轮迭代可以保证收敛,本文设计的 Python 检测程序在常规计算平台(Intel Core i9-10940X 3.30 GHz)上的处理时间花费不足 200 ms,这远远小于图像采集时间。因此精度与速度均可满足工业现场在线检测的需求。

3.2 基于先验的检测一致性保证

检测一致性对于工业应用而言至关重要, 现场一般在工艺完成后立刻进行在线检测, 必须保证检测结果为本次工艺, 而非之前的工艺残留。而上述流程中, 涂胶区域与去胶区域在检测完成前只能被暂时假定, 导致分类所依据的像素分布并不完全正确, 因此最终结果只能由初始位置与先验概率进行调整, 无法绝对保证检测一致性。一些领域的研究都尝试通过人工制作的先验知识来改善算法质量^[24], 而这在工业生产领域极易获取, 因为同批产品往往具有相同的参数和特征。

集成电路制造中, 同批晶圆经历了同样的工艺, 其外表相似, 各区域的像素分布也相似。因此, 首张已经检测完成的图片可作为模板 (golden image) 来辅助同批次的检测。以之为基准, 则可:

- 1) 统计像素分布, 建立像素与修正值间的查找表 (Look up Table, LuT);
- 2) 采用有监督的特征提取方法并提前计算特征向量。

具体而言, 当完成某张图像的检测后, 就获得了其各区域的像素分布情况, 即所有像素的类别概率已知。一方面, 此前每轮迭代都需要进行的像素统计等运算占用了较多资源, 而现在仅需在建立模

板时统计一次, 检测过程中直接查表即可, 极大提高了算法效率; 另一方面, 各区域是基于期望检测的 EBR 划分的, 基于此就可以保证无论初始化位置如何, 总能检测到目标 EBR, 也无需再设置先验概率及保证涂胶区域与去胶区域面积的大致相当。此外, 像素分布已知, 特征提取也可替换为有监督的方法, 如线性判别分析 (linear discrimination analysis, LDA), 来尽可能地提高像素间的可分性, 同时提前计算特征向量。这样就从根本上提高了检测的效率和准确性。

图像预处理中将原图像映射至单通道, 主要是为了解决此处的数据存储问题。灰度图像仅有 256 个像素值, 故批次图像检测也仅需存储 256 个类别概率值。而 3 通道的 RGB 图像包含 256^3 个像素值, 这显然会带来较大的存储压力。考虑到工业生产检测的实际情况, 本文以牺牲少量分类精度为代价, 实现代码逻辑与数据存储的简化。工程应用时可先采用第 2 节所述的方法检测并制作模板, 而后便可以此为基础实现后续的定向检测。图 17 展示了同一批次的不同晶圆的像素分布。可以直观地看到涂胶区域与去胶区域的像素分布完全不同, 而同批次晶圆的像素分布基本相似, 这也可以印证算法思路的正确性。

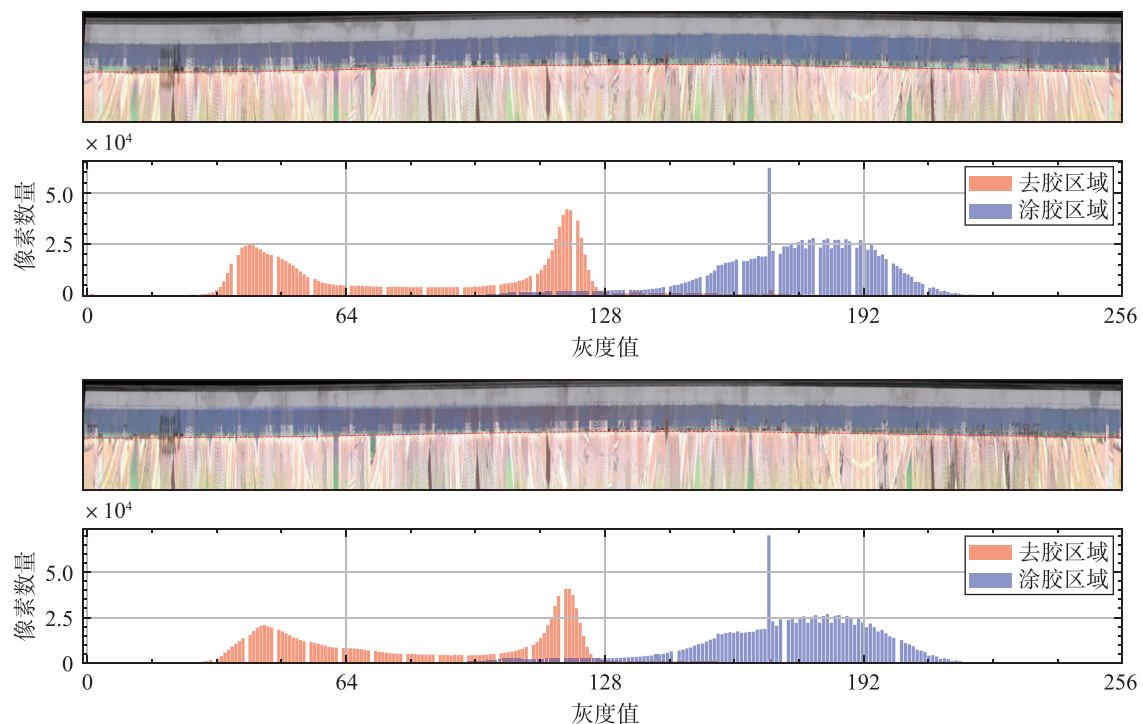


图 17 晶圆各区域像素分布

Fig.17 Pixel distribution in each area of the wafer

4 结论

本文提出了一种基于机器视觉的晶圆边缘检测方法以解决复杂晶圆的 EBR 检测问题, 通过问题类型转化、贝叶斯分类器、约束机制、求解过程优化与一致性保证等方式解决了目前检测算法存在的无法处理复杂图像、无法保证结果完整、无法区分指定层等问题。该方法通过对比实验证明了其有效性, 并已在沈阳芯源微电子设备股份有限公司的自动光学检测设备中得到实际应用。尽管该方法已经实现了较好的检测效果, 但仍有巨大的改进空间与研究价值, 后续工作主要可围绕以下几个方面展开: 首先是寻找现有框架下特征提取、分类与约束等步骤的其他实现方式, 如使用轻量神经网络代替

贝叶斯分类器, 或尝试最大化两个区域像素均值之差, 特征提取时也可以融合像素位置等其他特征来实现更高层次的特征提取; 其次是关注如何更好地结合先验, 甚至无需迭代直接求解, 迭代算法存在无法得到唯一解、可能陷入局部最优等固有问题, 在算法设计阶段设法引入更多制造过程中的先验知识就可能构建一个更加全面和准确的模型; 最后是探索该算法在其他类似问题中的应用, 如海天线检测、吃水线检测和橡胶攻丝检测等, 以进一步提高算法的通用性。

致谢

感谢沈阳芯源微电子设备股份有限公司在生产与实验条件等方面提供的指导、帮助和支持。

参考文献

- [1] JEKAUC I, WATT M, HORNSMITH T, et al. Necessity of chemical edge bead removal in modern day lithographic processing [C]//Advances in Resist Technology and Processing XXI. Bellingham, USA: SPIE, 2004: 1255 - 1263.
- [2] PARK H W, KIM H, ROH J H, et al. Simple and cost-effective method for edge bead removal by using a taping method[J]. Journal of the Korean Physical Society, 2018, 73: 1473 - 1478.
- [3] DE VRIES D K. Investigation of gross die per wafer formulas[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2005, 18(1): 136 - 139.
- [4] SILVESTRE M C, RAMANATHAN E, HILDRETH S, et al. Bevel rinse optimization for reduced edge defectivity and improved edge yield[C]//27th Annual SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 124 - 128.
- [5] JAN M R, ANANTHA C, BORIVOJE N. Digital integrated circuits: A design perspective[M]. Hoboken, USA: Prentice Hall, 2003.
- [6] 陈修国, 王才, 杨天娟, 等. 集成电路制造在线光学测量检测技术: 现状、挑战与发展趋势[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(09): 413 - 436.
CHEN X G, WANG C, YANG T J, et al. Inline optical measurement and inspection for IC manufacturing: State-of-the-art, challenges, and perspectives[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(9): 413 - 436.
- [7] FU J, LI F, ZHAO J H. Real-time infrared horizon detection in maritime and land environments based on hyper-laplace filter and convolutional neural network[J/OL]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72 [2024 - 04 - 01]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10143695>. DOI: 10.1109/TIM.2023.3282656.
- [8] LIU X Y, WU J X, LIAO Y H, et al. Column-based waterline detection for lightweight ship draft reading[J/OL]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71 [2024 - 04 - 12]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9721844>. DOI: 10.1109/TIM.2022.3154840.
- [9] WONGTANAWIJIT R, KHAORAPAPONG T. Rubber tapping line detection in near-range images via customized YOLO and U-Net branches with parallel aggregation heads convolutional neural network[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(23): 20611 - 20627.
- [10] 张岩, 赵玉涛, 李光旭, 等. 图像的边缘检测技术研究进展[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(5): 1176 - 1184, 1232.
ZHANG Y, ZHAO Y, LI G, et al. Research progress on edge detection technology of images[J]. Computer & Digital Engineering, 2020, 48(5): 1176 - 1184, 1232.
- [11] 李翠锦, 瞿中. 基于深度学习的图像边缘检测算法综述[J]. 计算机应用, 2020, 40(11): 3280 - 3288.
LI C J, ZHAI Z. Review of image edge detection algorithms based on deep learning[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(11): 3280 - 3288.
- [12] 王军, 林宇航, 贾玉彤, 等. 一种改进 Canny 算子的图像边缘检测算法[J]. 小型微型计算机系统, 2024, 45(6): 1413

- 1417.
- WANG J, LIN Y H, JIA Y T, et al. Image edge detection algorithm based on improved canny operator[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2024, 45(6): 1413 - 1417.
- [13] LIANG D, LIANG Y. Horizon detection from electro-optical sensors under maritime environment[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 69(1): 45 - 53.
- [14] FU J, ZHAO J H, LI F. Infrared sea-sky line detection utilizing self-adaptive laplacian of gaussian filter and visual-saliency-based probabilistic Hough transform[J/OL]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 19 [2024 - 03 - 28]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9547421>. DOI: 10.1109/LGRS.2021.3111099.
- [15] KADAPALA B K R, HAKEEM A. Region-growing-based automatic localized adaptive thresholding algorithm for water extraction using sentinel-2 MSI imagery[J/OL]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61 [2024 - 03 - 11]. DOI: 10.1109/TGRS.2023.3246540.
- [16] LIN C, CHEN W, ZHOU H F. Multi-visual feature saliency detection for sea-surface targets through improved sea-sky-line detection[J/OL]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2020, 8(10) [2024 - 04 - 01]. <https://mdpi.longhoeh.net/2077-1312/8/10/799>. <https://doi.org/10.3390/jmse8100799>.
- [17] SUN Y, FU L. Coarse-fine-stitched: A robust maritime horizon line detection method for unmanned surface vehicle applications [J/OL]. *Sensors*, 2018, 18(9) [2024 - 04 - 05]. <https://mdpi.longhoeh.net/1424-8220/18/9/2825>. DOI: 10.3390/s18092825.
- [18] 蒋清婷, 叶海良, 曹飞龙. 基于三路径网络的医学图像分割方法[J]. *模式识别与人工智能*, 2024, 37(1): 1 - 12.
JIANG Q T, YE H L, CAO F L. Medical image segmentation method with triplet-path network[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2024, 37(1): 1 - 12.
- [19] 杨红菊, 王昱蓉. FMLED: 细粒度级多尺度特征表示的轻量级边缘检测方法[J]. *小型微型计算机系统*, 2023, 44(4): 812 - 817.
YANG H J, WANG Y R. Fine-grained multi-scale feature representation lightweight network for edge detection[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2023, 44(4): 812 - 817.
- [20] HYUN S H, CHO D H, PARK W S, et al. Vision based EBR metrology for edge bead removal optimization[C/OL]//*IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits*. Piscataway, USA: IEEE, 2020 [2024 - 04 - 06]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9260890/>. DOI: 10.1109/IPFA49335.2020.9260890.
- [21] REITER T, MCCANN M, CONNOLLY J, et al. An investigation of edge bead removal width variability, effects and process control in photolithographic manufacturing[J]. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 2021, 35(1): 60 - 66.
- [22] REITER T, MCCANN M, CONNOLLY J. Hough transform for indirect estimation of wafer placement errors in photoresist spin coating processes[C/OL]//*33rd Irish Signals and Systems Conference*. Piscataway, USA: IEEE, 2022 [2024 - 03 - 18]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9826218>. DOI: 10.1109/ISSC55427.2022.9826218.
- [23] VAN DE SCHOOT R, DEPAOLI S, KING R, et al. Bayesian statistics and modelling[J/OL]. *Nature Reviews Methods Primers*, 2021, 1 [2024 - 03 - 19]. <https://www.nature.com/articles/s43586-020-00001-2>. DOI: 10.1038/s43586-020-00001-2.
- [24] ZHOU J, LIU Q, JIANG Q, et al. Underwater camera: Improving visual perception via adaptive dark pixel prior and color correction[J/OL]. *International Journal of Computer Vision*, 2023 [2024 - 04 - 03]. <https://springer.longhoeh.net/article/10.1007/s11263-023-01853-3>.

作者简介

李志航(2000 -), 男, 硕士生。研究领域为机器视觉与半导体检测。

杨志家(1968 -), 男, 博士, 研究员。研究领域为仪器仪表与集成电路等。

崔书平(1977 -), 女, 硕士, 副研究员。研究领域为图像处理与工业自动化等。