

DOI: 10.7652/xjtuxb201712009

采用仿射迭代最近点的晶圆分割方法

杨静^{1,2,3}, 尚夏^{1,2,3,5}, 荣海军⁴, 杜少毅^{1,2,3}

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械结构强度与振动国家重点实验室, 710049, 西安; 3. 西安交通大学陕西省先进飞行器服役环境与控制重点实验室, 710049, 西安; 4. 西安交通大学航天航空学院, 710049, 西安; 5. 中国西安卫星测控中心, 710043, 西安)

摘要: 针对依赖硬件设施的晶圆分割方法存在生产成本高、工艺复杂且分割效果不稳定的问题, 提出以仿射迭代最近点(ICP)算法为核心的基于图像形状配准思想的晶圆分割方法。该方法采用 Canny 算子提取图像边缘, 建立晶圆模板图像与目标图像的特征点集; 对目标图像的边缘图像进行基于 Hough 的直线检测, 得到粗略的晶圆矩形边框信息; 以矩形左上角的点坐标作为匹配搜索区域的初始值进行基于仿射 ICP 算法的精确配准, 通过晶圆产品图像与模板图像的特征匹配, 实现晶圆的快速、准确分割。理论分析及实验结果表明: 该方法计算复杂度较低, 单独样本分割时间约为 0.9 s, 样本分割精度明显高于其他算法, 满足自动化生产线的实时在线检测需求。

关键词: 晶圆分割; 直线检测; 形状配准; 仿射迭代最近点

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)12-0056-06

A Wafer Segmentation Method Using the Closest Affine Iterative Point

YANG Jing^{1,2,3}, SHANG Xia^{1,2,3,5}, RONG Haijun⁴, DU Shaoyi^{1,2,3}

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory for Strength and Vibration of Mechanical Structures, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. Shaanxi Key Laboratory of Environment Control for Flight Vehicle, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 4. School of Aerospace, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 5. Xi'an Satellite Monitor and Control Center, Xi'an 710043, China)

Abstract: A novel wafer segmentation method based on the closest affine iterative point (ICP) is proposed to address the problems inherent in wafer segmentation relying on the hardware instruments, such as high production cost, complicated process and unstable segmentation effects. The method is independent on hardware facilities, and establishes the feature point sets of the wafer template image and the target image by utilizing the Canny operator to extract edges of the images and obtains the rough wafer rectangle information through Hough's straight line detection. The affine ICP algorithm is then used to perform precise registration with the initial value that is the coordinates of the upper left corner of the rectangle. The model image is matched with the reference image which results in a rapid and accurate wafer segmentation. Theoretical analysis and experimental results show that the computational complexity of the method is low and a single sample segmentation takes no more than 0.9 seconds, while the sample segmentation accuracy is significantly higher than those of other algorithms. Therefore, the proposed method satisfies the real-time detection requirements of automatic production lines.

收稿日期: 2017-02-21。 作者简介: 杨静(1976—),女,讲师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61403300, 61573274);陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2014JM8337)。

网络出版时间: 2017-09-22 网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170922.1743.012.html>

Keywords: wafer segmentation; line detection; shape registration; affine iterative closest point

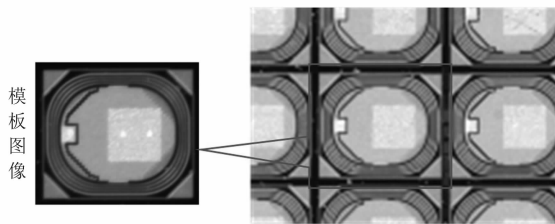
晶圆的表面缺陷将严重影响集成电路制造技术的发展,通过检测和识别晶圆表面缺陷模式可及时诊断和修复生产线故障,从而提高生产质量与效率。晶圆表面缺陷的人工检测存在速度慢、成本高、检测质量受主观因素影响等问题,极大地制约了生产工艺的自动化进程,因此自动化缺陷检测成为研究热点。Chang 等采用自组织神经网络完成晶圆的自动检测^[1];马磊等采用图像处理技术和超分辨率技术检测晶圆表面缺陷^[2]。近年来,晶圆表面缺陷自动检测方法的研究重点主要是缺陷的分类方法。Fan 等提出了基于支持向量机的晶圆缺陷模式识别方法^[3];Bourgeat 等利用分类表决器和 Gabor 滤波器组提取晶圆特征进行缺陷识别^[4];Liu 等利用光谱作差提取晶圆表面缺陷^[5];戴敬等以差影法为基本原理实现晶圆表面缺陷检测^[6]。以上缺陷分类方法要取得高准确度和高分辨率必须具备一个前提条件——获得与晶圆模板图像精确匹配的晶圆芯片图像,即实现晶圆芯片图像的准确分割。现有晶圆芯片分割往往依赖于高成本、高精度的硬件设施完成,这一过程对相机摆放的位置、光源架设的位置以及产品摆放的位置等硬件条件均有较高要求,不但增加了生产环节,提高了生产成本,而且不能保证稳定的匹配精度,从而严重影响了后续的缺陷分类环节,因此研究低成本、高精度的晶圆分割方法必要而迫切。

Zeng 等在基于机器视觉的晶圆检测与分类系统中,利用 Hough 直线检测晶圆边框定位晶圆^[7];Pan 等提出了一个基于密度直方图的二值化定位晶圆边框切割线中心的晶圆分割方法^[8]。这些方法能定位晶圆分割线,但分割精度受图像质量影响较大,不能满足缺陷检测的需求。近年来,图像分割方法得到了广泛的研究和应用。例如,Pugazhenth 等提出了基于 k -均值的图像分割方法,能够自动聚类定位质心^[9]。 k -均值聚类是目前广泛应用的图像分割方法,但晶圆表面缺陷对图像灰度的影响使该方法针对复杂晶圆图像质心检测的精度不稳定。李海在棋盘格角点自动提取方法^[10]中提出了使用 LDS 直线检测方法^[11]提取角点,虽然与 Hough 方法相比,LDS 方法检测精度高,但是由于检测精度易受图像质量影响,导致 LDS 直线检测方法在复杂图像中应用效果不佳,晶圆边框瑕疵也会严重影响 LDS 方法的检测精度。

本文提出以仿射迭代最近点(ICP)算法为核心的基于形状配准思想的晶圆分割方法,通过边缘提取、直线检测预处理、仿射 ICP 算法等步骤分割出与晶圆模板图像特征匹配的晶圆芯片图像,从而实现晶圆的准确分割。仿真结果表明,所提方法可以快速、准确地在产品图像上识别并匹配晶圆模板图像,在不依赖高成本、高精度硬件的前提下,有效地解决了低成本、高精度的晶圆分割问题。

1 问题描述

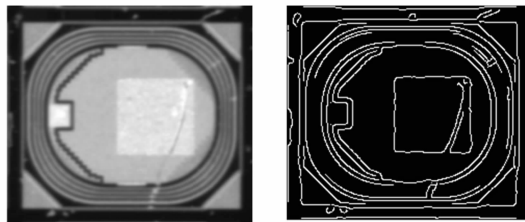
晶圆分割就是利用已知的单一晶圆模板图像,在包含多个晶圆的产品图像的某一特定区域中精确分割出与这个样本特征匹配的晶圆芯片图像。晶圆分割图像如图 1 所示,晶圆分割的主要目的是在矩形内准确定位与晶圆模板图像特征匹配的晶圆芯片图像。



(a) 已知晶圆模板图像 (b) 产品图像的某区域

图 1 晶圆分割图像示意图

针对晶圆分割问题,本文提出了基于边缘形状配准的晶圆芯片分割方法。该方法以图像边缘点作为特征点,得到特征像素的集合,即特征点集,随后完成模板特征点集与目标图像特征点集的仿射匹配。图 2 给出了某一晶圆芯片图像和对应的边缘处理后的边缘特征图像。



(a) 晶圆芯片图像 (b) 边缘特征图像

图 2 晶圆芯片图像及其对应的边缘特征图像

晶圆模板图像的特征点集为 $M = \{m_i | i = 1, 2, \dots, N_m\}$, N_m 为点集 M 中特征点的个数。目标图像的特征点集为 $P = \{p_i | i = 1, 2, \dots, N_p\}$, N_p 为点集

中特征点的个数。本文采用基于形状相似度的度量方法解决特征点集的仿射匹配问题。利用从目标点集到模板点集的误差距离度量目标图像与模板图像的相似性,最终寻找到使目标图像特征点集与模板图像特征点集最佳匹配的变换 T ,即具有最小平方(LS)距离度量值的变换矩阵,其目标函数为

$$\min_{T, j(i) \in \{1, 2, \dots, N_m\}} \sum_{i=1}^{N_p} \|T(\mathbf{p}_i) - \mathbf{m}_{j(i)}\|_2^2, i = 1, \dots, N_p \quad (1)$$

式中:目标点集与模板点集的对应关系为 $\{(\mathbf{p}_i, \mathbf{m}_{j(i)})\}_{i=1}^{N_p}$,而目标点集与模板点集的最优匹配关系为 $\{(\mathbf{p}_i, \mathbf{m}_{j_k(i)})\}_{i=1}^{N_p}$ 。

形状配准是目标点集与模板点集的对应点匹配的仿射变换过程,故式(1)中的 T 应为线性变换,式(1)可表达为

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{t}, j(i) \in \{1, 2, \dots, N_m\}} \left(\sum_{i=1}^{N_p} \|(\mathbf{A}\mathbf{p}_i + \mathbf{t}) - \mathbf{m}_{j(i)}\|_2^2 \right) \quad \text{s. t. } \det(\mathbf{A}) \neq 0 \quad (2)$$

式中:将 T 分解为满秩矩阵 $\mathbf{A} \in R^{m \times m}$ 和一个变换向量 $\mathbf{t} \in R^m$; $\mathbf{A}$ 为点集 P 向点集 M 配准的旋转矩阵; $\mathbf{t}$ 为平移向量。因此,通过提取特征点建立特征点集,晶圆分割问题转换为点集配准问题。

2 基于仿射 ICP 的晶圆分割

由于晶圆模板与目标晶圆芯片所具有的相似的形状特征有助于提高图像配准精度,因此本文提出了基于形状配准的晶圆分割方法。

采用 Canny 算子提取图像边缘,建立晶圆模板图像与目标图像的特征点集;为缩小搜索范围、提高匹配效率,对目标图像的边缘图像进行基于 Hough 的直线检测得到粗略的晶圆矩形边框信息;以图 2a 矩形左上角点坐标作为匹配搜索区域的初始值进行基于仿射 ICP 算法的精确配准。

2.1 仿射 ICP 算法

已知晶圆模板图像特征点集 M 和目标图像特征点集 P ,仿射变换 T 包括满秩矩阵 $\mathbf{A} \in R^{m \times m}$ 和变换向量 $\mathbf{t} \in R^m$,通过仿射迭代最近点的算法求解优化公式(2),整个过程描述如下。

步骤 1 基于 $(k-1)$ 次仿射变换 $(\mathbf{A}_{k-1}, \mathbf{t}_{k-1})$ 来建立点集 P 与点集 M 之间的对应点集 $\{(i, c_k(i))\}_{i=1}^{N_p}$,其中

$$c_k(i) = \arg \min_{j(i) \in \{1, 2, \dots, N_m\}} (\|(\mathbf{A}_{k-1}\mathbf{p}_i + \mathbf{t}_{k-1}) - \mathbf{m}_{j(i)}\|_2^2), \quad i = 1, \dots, N_p \quad (3)$$

步骤 2 基于当前对应关系 $\{(i, c_k(i))\}_{i=1}^{N_p}$ 计算出新的仿射变换

$$(\mathbf{A}_k, \mathbf{t}_k) = \arg \min_{\det(\mathbf{A}) \neq 0, \mathbf{t}} \left(\sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{A}\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{m}_{c_k(i)}\|_2^2 \right) \quad (4)$$

步骤 3 定义 ϵ 为一个足够小的正数,如果 $|d(\mathbf{A}_k, \mathbf{t}_k) - d(\mathbf{A}_{k-1}, \mathbf{t}_{k-1})| \leq \epsilon$,或者当 k 达到最大迭代次数时,停止迭代循环;否则继续迭代。

步骤 1 可采用若干快速算法实现,例如基于三角剖分^[12]和 $k-d$ 树^[13]的最近点搜索。步骤 2 是仿射 ICP 算法的关键。为计算仿射变换矩阵式(4),需要通过移除两点集的均值来消除变换向量。

$$\text{令 } \mathbf{q}_i \triangleq \mathbf{p}_i - \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \mathbf{p}_i, \mathbf{n}_i \triangleq \mathbf{m}_{c_k(i)} - \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \mathbf{m}_{c_k(i)},$$

根据文献[14],使 $F(\mathbf{A}, \mathbf{t}) = \sum_{i=1}^{N_p} \|(\mathbf{A}\mathbf{p}_i + \mathbf{t}) - \mathbf{m}_{c_k(i)}\|_2^2$ 最小化,得到

$$\mathbf{t} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \mathbf{m}_{c_k(i)} - \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \mathbf{A}\mathbf{p}_i \quad (5)$$

$$F(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{A}\mathbf{q}_i - \mathbf{n}_i\|_2^2 \quad (6)$$

最小化目标函数 $F(\mathbf{A})$,可以通过微分方程 $dF(\mathbf{A})/d\mathbf{A} = 0$ 得到仿射变换

$$\mathbf{A} = \left(\sum_{i=1}^{N_p} \mathbf{n}_i \mathbf{q}_i^T \right) \left(\sum_{i=1}^{N_p} \mathbf{q}_i \mathbf{q}_i^T \right)^{-1} \quad (7)$$

由式(5)、式(7),得到步骤 2 的仿射变换的解析解。在晶圆分割中求解出了最优仿射变换 T ,使得目标图像特征点集 P 与晶圆模板图像特征点集 M 最佳匹配,即在指定搜索区域中匹配出与晶圆模板图像匹配的晶圆芯片图像。

整个仿射 ICP 算法包括 2 个基本步骤:第 1 步建立两点集的对应关系,其计算复杂度为 $O(N_p \ln N_m)$;第 2 步计算仿射变换,根据奇异值分解原理,将满秩矩阵 $\mathbf{A}$ 分解为正交矩阵 $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{R}$ 和对角矩阵 $\mathbf{S}$,求解

$$\min_{\mathbf{U}, \mathbf{S}, \mathbf{R}, \mathbf{t}, j(i) \in \{1, 2, \dots, N_m\}} \left(\sum_{i=1}^{N_p} \|(\mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{R}\mathbf{p}_i + \mathbf{t}) - \mathbf{m}_{j(i)}\|_2^2 \right),$$

其计算复杂度为 $O((2N_r + N_s)^{3.2})$ 。 N_r 、 N_s 分别为矩阵 $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{S}$ 的规模,由于晶圆图像配准是二维配准问题,故 $N_r = 1, N_s = 2$ 。计算变换的计算复杂度远小于建立对应关系的计算复杂度,故算法复杂度的焦点在于建立两点集的对应关系。通过边缘处理建立基于晶圆形状信息的目标点集与模板点集,极大地降低了计算复杂度,使单次迭代的运行时间不超过 0.02 s,符合实时检测需求。

2.2 晶圆分割的仿射 ICP 初值估计

2.2.1 仿射 ICP 的局部收敛性 仿射 ICP 算法在模板模型中利用迭代方法搜索距离数据模型中各点最近的点集,虽然不能在一次迭代后找到数据模型中各点的正确对应点,但是可以通过迭代过程不断缩小模板模型中各点与其在数据模型中对应点的距离,即搜索更加精确的匹配点。下面证明仿射 ICP 算法的收敛性。

定理 1 对于任何给定的初始参数,仿射 ICP 算法的均方距离单调收敛于一个局部最小值。

证明 已知点集 M 和点集 P , 分别定义满秩矩阵 A_{k-1} 和变换向量 t_{k-1} 。令基于 $(k-1)$ 次仿射变换的点集 P 中第 i 个点 p_i 经过变换 (A_{k-1}, t_{k-1}) 到达位置 $s_{i,k-1} \triangleq A_{k-1} p_i + t_{k-1}$, 则可根据式(3)计算获得点集 M 中与 $s_{i,k-1}$ 对应的最近点 $m_{c_k(i)}$, 则两点集的均方误差为

$$e_k = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|s_{i,k-1} - m_{c_k(i)}\|_2^2 \quad (8)$$

由于需要将两点集精确匹配,步骤 2 需要根据对应点集 $\{(s_{i,k-1}, m_{c_k(i)}) | i=1 \cdots N_p\}$ 计算出当前对应关系下的最优旋转矩阵 A_k 以及平移向量 t_k , 并进一步计算出当前对应关系下两点集的均方误差

$$\epsilon_k = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|A_k p_i + t_k - m_{c_k(i)}\|_2^2 \quad (9)$$

由上面过程可知,仿射 ICP 算法未收敛时有 $\epsilon_k \leq e_k$, 当 $A_k = A_{k-1}, t_k = t_{k-1}$, 即算法收敛时有 $e_k = \epsilon_k$ 。根据迭代的终止条件,可以得到式(2)的最小解。

目标点集 P 中各点根据第 k 次仿射变换 (A_k, t_k) 到达新的位置,第 i 个点为 $s_{i,k} \triangleq A_k p_i + t_k$, 再次根据式(3)在点集 M 中寻找其最近点 $m_{c_{k+1}(i)}$, 则对第 i 个点来说

$$\|s_{i,k} - m_{c_{k+1}(i)}\|_2^2 \leq \|s_{i,k} - m_{c_k(i)}\|_2^2 \quad (10)$$

$$e_{k+1} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|s_{i,k} - m_{c_{k+1}(i)}\|_2^2 \leq \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|s_{i,k} - m_{c_k(i)}\|_2^2 = e_k \quad (11)$$

对于任意 k 重复以上过程,有

$$0 \leq \cdots \leq \epsilon_{k+1} \leq e_{k+1} \leq \epsilon_k \leq e_k \leq \cdots$$

根据“单调有界数列必定收敛”的单调收敛定理,仿射 ICP 算法关于均方误差单调收敛于局部最小值。

2.2.2 基于 Hough 直线检测的初值估计 仿射 ICP 算法是局部收敛的方法,两点集成功配准是基于两点集大致对齐的假设,因此合适的初值变换是

两点集建立最佳匹配的重要保证。由于晶圆产品结构的固定性和产品图像的规律性,本文利用 Hough 检测产品图像中的晶圆边框直线,直线交点 $J = \{m_i | i=1, 2, \cdots, N_j\}$ 即为仿射 ICP 匹配的变换初值,其中 N_j 为点集 J 中交点的个数。

图像在笛卡尔空间的一条直线方程为 $y = ax + b$, 可用极坐标表示为

$$\rho = x \cos \theta + \sin \theta \quad (12)$$

式中: ρ 是原点到直线的垂直距离; θ 表示直线的法线方向。Hough 变换的基本原理是利用点与线的对偶性,将笛卡尔坐标空间中的直线变换到极坐标空间中。对图像中的每个特征点 (x, y) , 遍历所有的离散 θ 值,根据式(12)计算出每个 θ_i 值下对应的 ρ 值及相应的离散区间 ρ_i , 并对计数器 (θ_i, ρ_i) 的值加 1, 通过特征点对参数空间投票把图像中给定直线的检测问题转化为寻找参数空间中的峰值问题。

为降低算法的时间复杂度,本文采用基于边缘梯度幅度的方法^[15]简化计算。Hough 变换的步骤如下:

步骤 1 初始化 Hough 数组 (θ, ρ) 的值为 0;

步骤 2 生成一阶微分边缘梯度数组 $G(x, y) = |f(x, y) - f(x+1, y+1)| + |f(x+1, y) - f(x, y+1)|$;

步骤 3 对于每个非 0 像素点 (x, y) , 当 $G(x, y) > T$ 时,进行坐标转换 $\rho = x \cos \theta + \sin \theta$, T 是阈值,实验中优先保证边缘提取准确度,为了减小直线检测的乘法运算,将 T 设置为 $0.7 G_{\max}(x, y)$;

步骤 4 判断每个 (θ, ρ) 与累积器元素对应,并让该数组加 1;

步骤 5 找到最大值点,记下它的位置,并把领域中的 Hough 变换单元设为 0;

步骤 6 重复步骤 5,找到需要的峰值数为止;

步骤 7 根据每条直线对应的点计算直线的斜率 $k = (y_2 - y_1) / (x_2 - x_1)$;

步骤 8 连接斜率相同并且经过同一点的直线,建立交点集 $J = \{m_i | i=1, 2, \cdots, N_j\}$ 。

与其他直线检测算法相比,基于 Hough 的直线检测抗噪能力强,其对边缘间断不敏感的特点能够减弱晶圆边框瑕疵对边缘检测带来的影响。基于边缘梯度幅度的 Hough 检测有效地减少了乘法运算,能够提升检测速度,得到粗略的晶圆边框左上角点坐标,以此为变换初值的仿射 ICP 匹配可以快速实现晶圆模板与目标图像的最佳配准。

通过边缘处理提取特征点、基于 Hough 的直线

检测确定变换初值和区域内仿射 ICP 配准,可以使用单一的已知晶圆模板图像在产品图像上精确、稳定地分割出所有与晶圆模板图像特征匹配的晶圆芯片图像。

3 实验与分析

为了验证基于形状配准的晶圆分割的准确性和鲁棒性,本文以某种晶圆产品图像作为实验对象,该图像上共有 126 个完整晶圆芯片图像。在 Intel(R) Core(TM) 2 Quad CPU、主频 2.83 GHz、Matlab 2012a 版本的实验环境下,使用本文方法进行晶圆分割并建立评价准则,与按尺寸直接分割、基于 LDS 直线检测的分割、基于 k -均值聚类的质心检测分割 3 种分割方法进行比对。

3.1 评价准则

由于现有研究中尚无晶圆分割准确度的检验标准,为了验证晶圆分割性能,以实验对象中晶圆产品的单次分割图像为例,按照晶圆结构特征对分割结果建立如下评价准则。

由图 3 所示,以点 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4 连线的分割边缘为产品图像上单次匹配分割的理想效果,实际分割后得到角点为 p'_1 、 p'_2 、 p'_3 、 p'_4 的分割矩形在产品图像中的像素坐标。

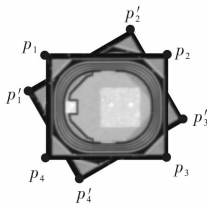


图 3 理想分割边缘与实际分割边缘示意图

理想分割矩形的角点集合为 $Z = \{p_i, i = 1, 2, 3, 4\}$,实际分割矩形的角点集合为 $Z' = \{p'_i, i = 1, 2, 3, 4\}$,其中 $p_i = (x_i, y_i)$, $p'_i = (x'_i, y'_i)$,用 2 个分割矩形对应顶点的欧式距离 E 反映实际分割与理想分割的差异,即

$$E = \sum_{i=1}^4 \| p'_i - p_i \|_2 \tag{13}$$

E 越大,则实际匹配与理想匹配的分割差异越大;反之则分割效果越好。

3.2 分割算法比较

以本文实验产品图像为例,自下而上、由左向右对 126 个单一晶圆芯片依次编号,并分别采取 4 种晶圆分割方法进行分割。从 126 个晶圆芯片中,选取 8 个无缺陷的晶圆产品和具有不同划痕、黑斑缺

陷的晶圆产品,对这 8 个具有代表性的晶圆芯片分别采取 4 种分割方法,分割结果见表 1。

表 1 4 种分割方法效果比较

晶圆 样本 编号	欧式距离			
	尺寸 分割	LDS 直线 检测分割	质心 分割	仿射 ICP 分割
16	150.818	15.358	8.513	1.036×10^{-11}
27	77.874	18.462	9.153	4.176
89	84.515	16.817	17.981	8.998×10^{-12}
112	163.624	28.569	40.689	1.267×10^{-11}
113	213.593	56.135	5.628	1.488×10^{-11}
134	171.071	16.597	28.260	2.000
151	238.712	37.998	8.781	3.441
166	228.960	10.732	9.590	1.200

由表 1 可见:按晶圆尺寸直接分割虽然简便易行,但是分割误差大,而且随着分割次数的增加,累计分割误差也将随之增大;图像质量对直线提取的影响造成的误差直接影响晶圆分割的精度,使基于 LDS 直线检测方法的晶圆分割精度无法满足缺陷检测要求;基于 k -均值聚类的质心分割方法对角度偏差没有修复作用,并且由于瑕疵易造成质心偏离,因此对于有重大瑕疵的晶圆图像分割效果不理想,例如样本 112;利用仿射 ICP 匹配分割晶圆,可以将每个晶圆芯片图像与晶圆模板图像特征最优匹配,精准地定位各晶圆在产品图像中的具体坐标,实现高精度分割。

在本文实验环境下,针对每一种方法对晶圆产品图像分别进行 50 次分割实验,然后基于统计的思想计算出对单独样本的分割时间,统计的结果是:采用仿射 ICP 方法对单独样本分割的时间不超过 0.9 s;采用质心检测分割对单独样本分割的时间不超过 0.2 s;采用尺寸分割对单独样本分割时间不超过 0.001 s;基于 LDS 直线检测方法对单独样本的分割时间不超过 0.4 s。可见,本文方法虽然计算时间略长于其他方法,但是基于精度最优的原则,本文的仿射迭代最近点的晶圆分割方法是可以满足在线检测需求的最优检测方法。

4 结 论

针对晶圆图像分割问题,本文提出了一种不依赖硬件设施的基于图像形状配准的晶圆分割方法。文中设置了 126 种晶圆图像分割算例进行仿真实验,并挑选出 8 种具有代表性的晶圆进行分割比对。

实验结果表明,与按尺寸分割、基于 LDS 直线检测的分割和基于 k -均值的质心分割方法相比,基于图像形状配准的晶圆分割方法分割精度更高,更有利于晶圆表面缺陷提取,因此有望为降低芯片制造成本、提高生产自动化程度提供有效的技术参考。

参考文献:

- [1] CHANG Chuanyu, CHANG Jiawei, MU D J. An unsupervised self-organizing neural network for automatic semiconductor wafer defect inspection [C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 3000-3005.
- [2] 马磊. IC 晶圆表面缺陷检测技术研究 [D/OL]. 成都: 电子科技大学, 2015. [2015-04-09]. <https://max.book118.com/html/2016/0104/32733477.shtm>.
- [3] FAN Mengying, WANG Qin, WAAL B V D. Wafer defect patterns recognition based on OPTICS and multi-label classification [C]//Proceedings of the 2016 IEEE Advanced Information Management, Communications, Electronic and Automation Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 912-915.
- [4] BOURGEAT P, MERIAUDEAU F. Classifier vote and Gabor filter banks for wafer segmentation [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 369-372.
- [5] LIU Hongxia, ZHOU Wen, KUANG Qianwei, et al. Defect detection of IC wafer based on spectral subtraction [J]. Semiconductor Manufacturing, 2012, 23(1): 141-147.
- [6] 戴敬, 肖朋, 杨志家, 等. 晶圆表面微米级缺陷检测 [J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(6): 1671-1676.
DAI Jing, XIAO Peng, YANG Zhijia, et al. Micron defect inspection for wafer surface [J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(6): 1671-1676.
- [7] ZENG Zhen, DAI Shuguang, MU Ping'an. Wafer defects detecting and classifying system based on machine vision [J]. Electronic Measurement and Instruments, 2007, 4: 520-523.
- [8] PAN Nengyuan, LIU Rong, WANG Meiqing. Locating the centre line of paddle vats for cutting wafer images by using binary segmentation [C]//Proceedings of the International Symposium on Distributed Computing and Applications to Business, Engineering and Science. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 561-564.
- [9] PUGAZHENTHI A, SINGHAI J. Automatic centroids selection in k -means clustering based image segmentation [C]//Proceedings of the 2014 International Conference on Communication and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1279-1284.
- [10] 李海, 张宪民, 陈忠. 基于直线检测的棋盘格角点自动提取 [J]. 光学精密工程, 2015, 23(12): 3480-3489.
LI Hai, ZHANG Xianmin, CHEN Zhong. Automatic corner detection of checkerboard based on LSD [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(12): 3480-3489.
- [11] GIOI R G V, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: a line segment detector [J]. Image Processing on Line, 2012, 2(4): 35-55.
- [12] BARBER C B, DOBKIN D P, HUHDANPAA H. The quickhull algorithm for convex hulls [J]. ACM Transactions on Mathematical Software, 1996, 22(4): 469-483.
- [13] GREENSPAN M, YURICK M. Approximate k - d tree search for efficient ICP [C]//Proceedings of the International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 442-448.
- [14] DU Shaoyi, ZHENG Nanning, YING Shihui, et al. ICP with bounded scale for registration of M-D point sets [C]//Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Multimedia & Expo. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 1291-1294.
- [15] 祁宝英. 运用 Hough 变换提高直线检测效率 [J]. 计算机系统应用, 2012, 21(6): 228-231.
QI Baoying. Improve efficiency of line detection using Hough transform [J]. Computer Systems and Applications, 2012, 21(6): 228-231.

(编辑 武红江)