

晶圆表面缺陷在线检测研究

林佳¹, 王海明¹, 于乃功², 孙彬¹, 郝靖¹

(1. 中国电子科技集团公司第四十五研究所, 北京 经开区 100176;

2. 北京工业大学 信息学部, 北京 朝阳 100124)

摘要: 针对准确与实时检测晶圆表面缺陷的需求, 提出了一种基于主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 和贝叶斯概率模型 (Bayesian Probability Model, BPM) 的在线检测算法; 首先, 改进双边滤波方法以消除晶圆表面图像中的噪声和突出晶圆缺陷的模式特征; 然后, 提取晶圆表面缺陷的 Hu 不变矩、方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradients, HOG) 和尺度不变特征变换特征 (Scale Invariant Feature Transform, SIFT); 接着, 采用 PCA 方法对特征进行降维; 最后, 在离线建模阶段构建正常晶圆表面模式和各种缺陷模式的 BPMs; 在在线检测阶段采用胜者全取 (Winner-take-all, WTA) 法判断缺陷的模式和构建新缺陷模式的 BPMs; 提出算法在 WM-811K 晶圆数据库中得到了 87.2% 的检测准确率; 单副图像的平均检测时间为 40.5 ms; 实验结果表明, 提出算法具有较高的检测准确性与实时性, 可以实际应用到集成电路制造产线的晶圆表面缺陷在线检测中。

关键词: 集成电路制造; 晶圆表面缺陷检测; 表面特征; 主成分分析; 贝叶斯概率模型

Research on Online Detection of Wafer Surface Defects

Lin Jia¹, Wang Haiming¹, Yu Naigong², Sun Bin¹, Hao Jing¹

(1. No. 45 Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Beijing 100176, China;

2. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: For accurate and real-time detection of wafer surface defects, an online detection algorithm based on principal component analysis (PCA) and Bayesian probability model (BPM) is proposed. Firstly, the bilateral filtering method is improved to filter the noise in the wafer surface image and to highlight the pattern characteristics of the wafer defects. Next, the Hu invariant moments, histogram of oriented gradients (HOG) and scale invariant feature transform (SIFT) features of wafer surface defects are extracted. Then, the PCA method is adopted to reduce the feature dimension. Finally, the BPMs of the normal wafer surface pattern and various defect patterns are constructed in the off-line modeling phase. In the on-line detection phase, the defect patterns are judged by using the Winner-take-all (WTA) method, and the BPM of the new defect patterns are constructed. The detection accuracy of the proposed algorithm is 80.6% in the WM-811K wafer database. The average detection time of single image is 40.5 ms. The experimental results show that the proposed algorithm has high detection accuracy and is provided with real-time performance. It can be really applied to the on-line detection of wafer surface defects in the manufacturing line of integrated circuits.

Keywords: integrated circuit manufacturing; wafer surface defect detection; surface feature; principal component analysis; Bayesian probability model

0 引言

集成电路生产需经过薄膜沉积、蚀刻、抛光、减薄、划切和倒装等众多复杂的工艺流程, 流程中的任何异常都可能导致晶圆表面缺陷的产生^[1-2]。准确识别晶圆表面的各种缺陷模式, 可帮助发现和调整在线制造过程中的异常因素, 提高集成电路生产的效率^[1]。同时也可以降低集成电路生产的废品率, 避免因大批量晶圆表面缺陷而造成巨大的成本损失^[3]。

基于概率统计模型的方法在晶圆表面缺陷检测中被广泛应用。Friedman 等人^[4]采用无模型的缺陷聚类分析方法来估计二元探针测试数据, 以检测大面积缺陷或缺陷芯片簇的大小、形状和位置。文献 [5] 提出了一种缺陷密度分布估计方法来计算晶圆间表面缺陷密度的变化, 从而反应每个晶圆的表面缺

陷情况。文献 [6] 采用基于模型的聚类方法识别局部缺陷。缺陷簇由二元正态分布和主曲线建模, 通过比较每个簇在两个模型中的对数似然概率, 可以检测缺陷簇的形状为椭球状还是曲线状。Yuan 等人^[7]对文献 [6] 中的两步算法进行了改进, 采用空间非齐次泊松过程、二元正态分布和主曲线构建混合模型, 可判断出晶圆表面缺陷为曲线状、线状或椭球状。这些方法主要对晶圆表面缺陷的模式进行统计分析, 虽然能够检测出缺陷的形状, 但无法有效地分类出缺陷的模式。

随着机器学习研究的深入, K 最近邻^[1]、支持向量机^[8-9]、隐马尔科夫^[2]和神经网络^[10-12]等方法被越来越多的应用于晶圆表面缺陷检测。这些常用的模式识别方法大都需要大量的训练样本来训练分类器。它们虽能够较好地分类缺陷模式, 但生产过程中会经常出现新缺陷模式, 而这些方法离线训练的分类器已固定下分类模型, 无法检测新出现的缺陷模式。

为解决上述问题, 本文提出了基于主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 和贝叶斯概率模型 (Bayesian Probability Model, BPM) 的在线检测算法。为了消除晶圆表面图像中的各种噪声并突出晶圆表面的模式特征, 该算法首先改进双边滤波方法对晶圆表面图像进行滤噪处理。然后, 使用

收稿日期: 2018-03-13; 修回日期: 2018-03-27。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61573029)。

作者简介: 林佳 (1987-), 男, 山东潍坊人, 博士, 实验室负责人, 主要从事机器视觉、人机交互和认知学习方面的研究。

于乃功 (1966-), 男, 山东潍坊人, 博士, 博士生导师, 教授, 主要从事机器视觉、机器人定位与导航方向的研究。

Hu不变矩、方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradients, HOG) 和尺度不变特征变换特征 (Scale Invariant Feature Transform, SIFT) 等高维特征来表达正常晶圆表面和各种表面缺陷的模式信息。接着,采用PCA方法消除特征中的冗余信息,获得有辨别力的低维特征。最后,在离线建模阶段构建正常晶圆表面模式和各种表面缺陷模式的BPMs,并在在线检测阶段采用胜者全取 (Winner-take-all, WTA) 法检测缺陷的模式和构建新缺陷模式的BPMs。在实验阶段,通过与现有方法进行对比,证明了所提方法的准确性和实时性。

1 图像滤噪与特征提取

1.1 图像滤噪

作为非线性滤波,双边滤波对于随机噪声具有理想的滤除能力,而且其引起的边缘模糊效应较低^[13]。因为噪声点和边缘点处的灰度变化都较为剧烈,双边滤波在改变噪声点灰度值的同时,还是会在一定程度上改变边缘像素的灰度值。双边滤波定义如式(1)所示:

$$F_i = \frac{\sum_{i,j=-\infty}^{\infty} G_s(x,y,x_i,y_j)G_r(x,y,x_i,y_j)I_i(x_i,y_j)}{\sum_{i,j=-\infty}^{\infty} G_s(x,y,x_i,y_j)G_r(x,y,x_i,y_j)} \quad (1)$$

式中,

$$G_s(x,y,x_i,y_j) = \exp\left[-\frac{((x-x_i)^2+(y-y_j)^2)}{2\sigma_s^2}\right] \quad (2)$$

$$G_r(x,y,x_i,y_j) = \exp\left[-\frac{(I_i(x,y)-I_i(x_i,y_j))^2}{2\sigma_r^2}\right]$$

其中: $I_i(x,y)$ 为时刻 t 采集的图像 I_t 中坐标为 (x,y) 的像素点; F_i 是滤波后的图像; G_s 和 G_r 是高斯函数,方差分别为 σ_s 和 σ_r 。

噪声点几乎都是邻域像素极值,而边缘往往不是,因此可以利用这个特性来改进双边滤波。逐行扫描图像,当处理某一像素点 $I_i(x,y)$ 时,判断 $I_i(x,y)$ 是否是滤波窗口下的像素极值点。如果是,则进行双边滤波。由于改进算法可根据局部邻域的情况选择不同的操作,因此其能够有效滤除噪声,而几乎不影响边缘。

1.2 表面缺陷特征提取

提出方法采用Hu不变矩、HOG和SIFT特征来表征晶圆表面缺陷的模式。Hu不变矩特征向量有7维,其描述了目标的形状。HOG特征向量的维数从几十到几百维不等,由细胞单元大小 γ 和梯度方向分组数 η 决定。它使用梯度和边缘的方向密度分布描述了目标的表现和形状。SIFT特征向量共128维,是一种基于目标的一些局部外观的兴趣点而与目标图像的大小和旋转无关的特征描述子。其中Hu不变矩和SIFT特征具有平移、旋转和尺度不变性,可以很好地表达晶圆表面的缺陷模式。

将SIFT与HOG特征向量级联,然后根据文献[14]中方法学习词袋模型和编码描述子,并将结果与Hu不变矩特征向量进行级联使用。

2 主成分分析算法

特征的维数过高会增加分类器学习的计算量和复杂度,给在线分类现有缺陷模式和学习新的缺陷模式带来“维度灾难”。实际上维数过高的特征对于分类性能也会造成负面影响^[13]。PCA算法可以有效提取高维晶圆表面缺陷特征中的低维有效

信息,能在一定程度上提高提出算法判别性能。

PCA算法实质上就是在尽可能好地表征原始数据的情况下,通过线性变换将高维空间中的特征数据投影到低维空间^[13]。其最主要的工作量是计算 $n \times d$ 维特征 \mathbf{X} (n 个样本,每个样本有 d 维特征向量)散布矩阵 \mathbf{S} 的本征值和本征向量。可以采用如下策略来加快计算 \mathbf{S} 的非零本征值和相应的本征向量^[13]:

1) 计算 \mathbf{X} 中每维特征减去各维特征的均值 \vec{m} 后的矩阵 \mathbf{Z} ,则 $\mathbf{S}=\mathbf{Z}^T\mathbf{Z}$;

2) 计算 $\mathbf{R}=\mathbf{Z}\mathbf{Z}^T$, \mathbf{R} 与 \mathbf{S} 有相同的非零本征值;

3) 对于 \mathbf{R} 的本征向量 \vec{v} ,则有:

$$\mathbf{R}\vec{v} = \lambda\vec{v} \quad (3)$$

式(3)两边同时左乘 \mathbf{Z}^T ,并根据矩阵乘法结合律得到:

$$(\mathbf{Z}^T\mathbf{Z})(\mathbf{Z}^T\vec{v}) = \lambda(\mathbf{Z}^T\vec{v}) \quad (4)$$

式(4)中, $\mathbf{Z}^T\vec{v}$ 是 $\mathbf{S}=\mathbf{Z}^T\mathbf{Z}$ 的本征向量。

3 贝叶斯概率模型

为实现在线检测晶圆表面缺陷,借鉴文献[15]中的动态手势识别模型,提出了一种基于BPM的建模方法。为了判断晶圆表面是否存在某类缺陷模式,可以比较晶圆表面存在该类缺陷模式的概率与晶圆表面正常的概率。如果比值超过一定阈值,可以确认晶圆表面存在该类缺陷模式;反之,则不存在该类缺陷模式。上述表述可用式(5)所示的BPM决策架构描述。

$$R = \frac{p(O_d | \mathbf{I}_t, \mathbf{I}_{tr})}{p(O_n | \mathbf{I}_t, \mathbf{I}_{tr})} \quad (5)$$

其中: O_d 为某类晶圆表面缺陷; O_n 为正常晶圆表面; \mathbf{I}_t 为可能包含缺陷 O_d 的晶圆表面图像; \mathbf{I}_{tr} 包含了 N 个缺陷 O_d 的训练图像; R 是后验比率。依据贝叶斯规则将式(5)转变为似然比率与先验比率的乘积的形式,如式(6)所示。

$$R = \frac{p(\mathbf{I}_t | \mathbf{I}_{tr}, O_d)p(O_d)}{p(\mathbf{I}_t | \mathbf{I}_{tr}, O_n)p(O_n)} \quad (6)$$

根据 R 能够判断 \mathbf{I}_t 中是否存在缺陷 O_d 。当 $R \geq T$ 时, O_d 存在于 \mathbf{I}_t 中。 T 为经验阈值。由于先验比率 $\frac{p(O_d)}{p(O_n)}$ 是一个常数,在式(7)将其省略,得到 R 的新表示。

$$R \propto \frac{p(\mathbf{I}_t | \mathbf{I}_{tr}, O_d)}{p(\mathbf{I}_t | \mathbf{I}_{tr}, O_n)} \quad (7)$$

通过后验比率 R 只能判断 \mathbf{I}_t 中是否存在某一特定的缺陷模式。实际进行在线缺陷检测时,会有很多的缺陷模式,系统需要判断缺陷的准确类别。此时可以分别计算 \mathbf{I}_t 对于已经学习的各类缺陷的 R ,并采用WTA策略确定 \mathbf{I}_t 的缺陷类别。学习各类缺陷的 $p(\mathbf{I}_t | \mathbf{I}_{tr}, O_n)$ 时,给出一个包含大量正常晶圆表面图像的数据集,并从中学习到通用的 $p(\mathbf{I}_t | \mathbf{I}_{tr}, O_n)$ 。因为对于各类晶圆表面缺陷,计算 \mathbf{I}_t 的后验比率 R 时使用的是统一的 $p(\mathbf{I}_t | \mathbf{I}_{tr}, O_n)$,所以判别决策时只需比较式(7)中的分子项,即式(8)中 R' 的值。

$$R' = p(\mathbf{I}_t | \mathbf{I}_{tr}, O_d) \quad (8)$$

将式(8)参数化得到式(9):

$$R' = \int p(\mathbf{I}_t | \theta_d)p(\theta_d | \mathbf{I}_{tr}, O_d) \quad (9)$$

为计算 R' ,需要估计 θ_d 的似然函数 $p(\mathbf{I}_t | \theta_d)$ 和后验分布 $p(\theta_d | \mathbf{I}_{tr}, O_d)$ 。具体计算过程参照文献[15]进行。

4 晶圆表面缺陷检测流程

提出算法的具体执行步骤如下所示。

4.1 离线建模

1) 使用改进的中值滤波方法对训练图像进行滤噪。训练图像包含正常晶圆表面图像和各种缺陷模式的晶圆表面图像。

2) 提取正常晶圆表面和各种表面缺陷的高维特征数据, 包括 Hu 不变矩、HOG 和 SIFT。

3) 采用 PCA 算法对高维特征进行降维, 得到低维特征。

4) 采用 BPM 算法对现有的 N 种晶圆表面缺陷分别建模, 并建立正常晶圆的表面模型。建模时采用 PCA 降维后的特征。建立正常晶圆表面模型时, 在整个晶圆表面图像内提取特征。

4.2 在线检测

1) 按 4.1 中步骤 1) ~ 3) 来处理在线生产时采集的晶圆表面图像。

2) 使用 4.1 步骤 4) 已经学习好的正常晶圆表面模式的 BPM 来判断 I_i 中是否存在缺陷。

3) 如果存在缺陷, 则计算 N 种缺陷的 BPM 对应的 R'_1, R'_n, R'_N 。如果存在 $R'_n \geq T_1$ ($n=1, \dots, N$), 则存在已学习的缺陷模式, 采用 WTA 算法分类缺陷具体模式。 T_1 为经验阈值。

4) 如果存在缺陷, 但不存在 $R'_n \geq T_1$ ($n=1, \dots, N$), 则认为是新的缺陷模型, 将 I_i 收入训练数据库中, 并构建新缺陷模式的 BPM。

5 实验结果与分析

实验采用生产过程中采集的 WM-811K 晶圆表面图像数据集^[16]来验证提出方法的准确性和实时性。数据集包含 811457 张已标记缺陷模式的晶圆表面图像。为了与文献 [3] 进行对比, 同样从数据集中选取 Center、Donut、Local、Edge-local 和 Edge-ring 五种缺陷模式以及正常晶圆表面 (Nomal) 模式。离线建模阶段选取 1 400 副晶圆表面图像样本, 每种表面缺陷模式选 200 个训练样本, 正常晶圆表面模式选 400 个训练样本。在线检测阶段选取 700 副晶圆表面图像样本, 每种表面缺陷模式选 100 个测试样本, 正常晶圆表面模式选 200 个测试样本。根据经验, 实验中参数设置为: 滤波窗口半径 $\omega = 3$, 方差 $\sigma_s = 0.6$, 方差 $\sigma_r = 0.8$, 阈值 $T_1 = 0.8$ 。

首先验证提出方法检测晶圆表面是否存在缺陷的准确性, 结果如表 1 所示。可以看出, 文献 [3] 可以全部判断 Center、Donut、Edge-ring 和 Edge-local 这 4 种缺陷模式的测试样本中存在缺陷, 而对于 Local 模式存在 6 个误检结果, 对 Nomal 模式有 9 个测试样本被误检。采集晶圆表面图像时, 由于机器视觉硬件系统的问题, 图像中会包含噪音, 导致一些正常晶圆表面也会错误判定为存在缺陷。提出方法可以全部判定 Center、Donut 和 Edge-local 这 3 种缺陷模式的测试样本中存在缺陷, 对于 Edge-ring 模式存在 1 个误检结果, Local 模式有 6 个误检结果, Nomal 模式有 4 个测试样本被误检。与文献 [3] 的 97.86% 的检测准确率相比, 提出方法得到了较高的准确率 98.86%。

表 1 检测有无晶圆表面缺陷的准确率对比

缺陷模式	准确率 (%)	
	提出方法	文献[3]
Center	100	100
Donut	100	100
Edge-ring	99	100
Edge-local	100	100
Local	97	94
Nomal	98	95.5

接着验证提出方法检测晶圆表面缺陷的具体模式的准确性, 结果如表 2 所示。通过对比可以发现, 提出方法在所有测试样本中的平均准确率为 87.2%, 高于文献 [3] 的平均准确率 80.6%。提出方法的准确率满足晶圆表面缺陷在线检测的需要。将提出方法错误判定为包含表面缺陷的 4 个正常晶圆样本进行具体缺陷模式的检测, 其中 3 个样本被识别为 Local 缺陷模式, 1 个样本被识别为 Edge-local 缺陷模式。

为了进一步验证提出算法的实时性, 本实验在上述 700 副测试图像上对比了提出算法和文献 [3] 方法。实验所用的计算机配置为: Windows10、CPU Intel Core™ i7-4700MQ、2.4 GHz、RAM 8 GB。开发软件为 Matlab R2016a。提出方法平均每帧的检测时间为 40.5 ms, 比文献 [3] 平均缩短了 11.9 ms。提出方法的检测效率能够满足在线检测晶圆表面缺陷的要求。

表 2 晶圆表面缺陷模式的检测准确率对比

缺陷模式	准确率 (%)	
	提出方法	文献[3]
Center	84	71
Donut	96	98
Edge-ring	92	75
Local	79	69
Edge-local	85	90

6 结束语

本文针对集成电路制造过程中检测晶圆表面缺陷的要求, 提出了一种基于 PCA 和 BPM 的在线检测算法。首先, 改进双边滤波算法以消除制造过程中的随机因素引起的噪声。然后, 提取晶圆表面的 Hu 不变矩、HOG 和 SIFT 特征来表征正常晶圆表面和各种表面缺陷的模式, 并采用 PCA 算法对这特征进行降维, 以消除特征中的冗余信息。最后, 对正常晶圆表面和各种表面缺陷都构建 BPMs, 并采用 WTA 算法在线判定缺陷的模式。相比于离线阶段已固定分类器的算法, 提出的方法可检测出新的缺陷模式, 并且通过构建新缺陷模式的 BPM, 实现对缺陷模式的动态添加。这使得提出方法具有更好的扩展性。实验结果表明, 提出方法实现了晶圆表面缺陷的准确与快速检测。后续工作将深入研究能更好地表征晶圆表面缺陷模式的特征提取方法, 并推进研究成果在集成电路制造生产中的实际应用。

参考文献:

[1] 余建波, 卢笑蕾, 宗卫周. 基于局部与非局部线性判别分析和高斯混合模型动态集成的晶圆表面缺陷探测与识别 [J]. 自动化学报, 2016, 42 (1): 47-59.

[2] Wang CH. Recognition of semiconductor defect patterns using spatial filtering and spectral clustering [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34 (3): 1914-1923.

[3] 吴 斌, 卢笑蕾, 余建波. 晶圆表面缺陷模式的在线探测与自适应识别研究 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52 (17): 261-265, 270.

[4] Friedman DJ, Hansen M H, Nair V N, et al. Model-free estimation of defect clustering in integrated circuit fabrication [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 1997, 10 (3): 344-359.