

# 一种基于梯度信息的 SEM 图像重建方法

毛项迪 史 峥

(浙江大学超大规模集成电路设计研究所 杭州 310027)

**摘 要** 针对集成电路制造过程中由扫描式电子显微镜(Scanning Electron Microscope, SEM)产生的灰度图像二值化问题,提出一种利用图像边缘的梯度信息、通过统计重建 SEM 图像的方法。用 Otsu 方法分析 SEM 图像的噪声组成,通过滤波去噪过程,用 Kirsch 算子分析图像的梯度信息,再利用图像外边缘的梯度大于内边缘的梯度的特性,对每一个区域进行分类统计,根据统计信息进行最后的图像填充。实验结果表明,该算法在高分辨率的图像下显示出了高稳定性和高度自动化;在低分辨率的图像下,该方法有效避免了边缘提取失败带来的影响,能正确、完整地重建图像。

**关键词** SEM 图像,梯度信息,Kirsch 算子,统计,二值化

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.2.062

## Method about Reconstruction of SEM Image Based on Gradient

MAO Xiang-di SHI Zheng

(Institute of VLSI Design, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

**Abstract** Aiming at the problem about binaryzation of gray level image which is produced by scanning electron microscope(SEM) in the process of integrated circuit manufacturing, this paper put forward a method about reconstruction based on the gradient of SEM image and statistics. Otsu is used to analyze the noise of SEM image, and by means of smoothing, the gradient information of image is got with Kirsch operator. Then according to the feature that the gradient of outer edge is larger than inner edge, the algorithm uses statistic information to fill the image. Experimental results show that the algorithm has high stability and automation in high resolution images, and in low resolution images, it avoids the effect of edge extracting failing and produces correct binary image completely.

**Keywords** SEM image, Gradient, Kirsch operator, Statistics, Binaryzation

## 1 引言

随着集成电路工业的发展,特征尺寸为 20 纳米的芯片已经得到量产,并且特征尺寸还在持续减小,传统的光学相机产生的图像已经无法满足研究过程中对清晰度的需求,因此,由扫描式电子显微镜(SEM)产生的灰度图像越来越多地应用于集成电路工业制造和生产阶段。通过分析 SEM 图像来检测模板光刻的结果,寻找光刻过程中产生的缺陷已经是集成电路行业中重要的研究手段。

SEM 图像依据电子与物质的相互作用,利用高能电子束轰击物质表面,主要利用二次电子信号成像来观察物体表面拓扑结构。除了二次电子,成像过程中还包括背散射电子、透射电子、可见光、X 射线等因素影响<sup>[1]</sup>。在集成电路中,SEM 图像分析主要用于特征尺寸为 0.25 微米及以下节点的工艺,用于观察版图的表面特征,其中最大的两个特点是高分辨率以及能检测到更加微小的光刻缺陷<sup>[2]</sup>,精度可以到达几纳米甚至更低。SEM 图像的特征包括边缘效应、影像清晰度、偏

移、噪声等<sup>[3]</sup>,因为影响 SEM 图像的因素很多,并且各个因素相互叠加,所以直接进行分析研究有一定的难度。

不同的机器,不同的角度,产生的 SEM 图像都会有不同的效果,如图 1 所示,其中有 4 种不同的类型,每一种类型都有不同的特点。图 1(a)中背景与前景只有两种,而边缘与前景同色;图 1(b)与图 1(a)的不同之处是边缘高亮,前景色明亮分布不均;图 1(c)与图 1(b)的不同之处是前景色分布比较均匀;而图 1(d)有最大的不同,其前景与背景颜色相同,并且噪声影响严重,只有边缘被凸显。而本文算法的创新就是可以同时重建这些不同类型的 SEM 图像。本文的整个算法步骤将基于图 1(d)进行详细说明,但同样适用于其他 3 种图像。

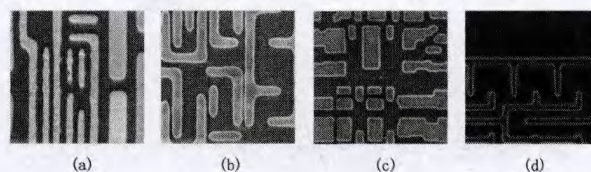


图 1 4 种不同类型的 SEM 图像

到稿日期:2015-03-13 返修日期:2015-04-06 本文受国家自然科学基金:面向 28-14nm 的高空间分辨率工艺偏差在线检测关键技术研究(61204111)资助。

毛项迪(1989—),男,硕士生,主要研究方向为集成电路图像,E-mail:maoxiangdi895@163.com;史 峥(1967—),男,博士,副教授,主要研究方向为集成电路设计自动化、集成电路可制造性设计。

现有的分析设备基本都是针对光学图像进行的,故需要针对 SEM 图像进行重建,使得现有设备可以继续使用。因此要将 SEM 的灰度图像二值化,从而重建图像。在图 1(d)中,多边形的内部和外部受噪声的影响,两部分区域趋于相似,只有边缘的部分被凸显出来,因此传统的方法是先通过构建多边形的边,再利用边缘的梯度信息进行区域区分,最后进行填充,来重建 SEM 图像<sup>[4,5]</sup>,如文献[4]利用两个高低阈值的调节来找到多边形的边。这种方法虽然具有一定的适用性,但是由于噪声随机性的影响,在高分辨率的条件下,每一幅 SEM 图像需要调节的两个高低阈值可能并不相同,因此并不利于系统的自动化;而在低分辨率的情况下,由于两条边的边缘很近,加上噪声的强烈干扰,寻找边的算法就会失效,导致无法重建 SEM 图像,如图 2 所示。



(a)8.3 纳米/像素下的边缘图像 (b)33.3 纳米/像素下的边缘图像

图 2 不同分辨率下 SEM 图像的边缘

边缘的梯度信息是区分 SEM 图像上多边形内部和外部的一个重要特征。梯度指的是灰度图像像素点和周围像素点的变化情况。在对 SEM 图像进行去噪处理以后,利用这个特征信息,判断图像上每一个区域中的每一个像素点属于多边形内部还是外部,再通过统计每一个区域内内部点数量和外部点数量来进行判断,最后填充内部区域。通过这个二值化算法,避免了在处理 SEM 图像过程中需要提取边缘的步骤,使得此算法可以用于不同分辨率下的 SEM 图像重建,同时在高分辨率的条件下,也很好地做到了程序的自动化执行。

## 2 算法步骤

### 2.1 计算噪声分布

从图 1(d)中可以看出,噪声是影响 SEM 图像最重要的因素,因此研究噪声分布是进行 SEM 图像重建的第一步。SEM 图像是灰度图像,因此使用直方图处理<sup>[6]</sup>,观察 SEM 图像上的噪声分布。图 3 为图 1(d)的统计直方图,由于边的亮度值比噪声的值大,因此图 3 中靠近 255 的是边的分布,而噪声分布则类似高斯分布,所以本文的算法取一个全局阈值去屏蔽噪声的影响,而这个阈值是利用 Otsu 方法<sup>[7]</sup>得到的:

$$P_1(k) = \sum_{i=0}^k p_i \quad (1)$$

$$m(k) = \sum_{i=0}^k i p_i \quad (2)$$

$$m_G = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i \quad (3)$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1 - P_1(k)]} \quad (4)$$

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{0 \leq k \leq L-1} \sigma_B^2(k) \quad (5)$$

$$\eta(k) = \frac{\sigma_B^2(k)}{\sigma_G^2} \quad (6)$$

根据直方图,用式(1)计算累计和  $P_1(k)$ ,式(2)计算累计均值  $m(k)$ ,式(3)计算全局灰度均值  $m_G$ ,式(4)计算类间方差,根据式(5)得到阈值  $k^*$ ,最后在  $k=k^*$  处得到可分性度量  $\eta^*$ 。

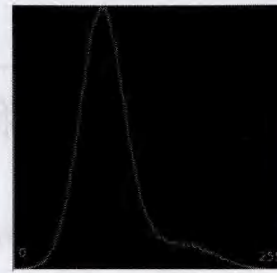


图 3 图 1 的噪声直方图分布

### 2.2 快速滤波

由 2.1 节分析可知 SEM 图像上的噪声分布为高斯分布,因此该噪声接近高斯白噪声。使用非局部去噪算法进行噪声处理,对每一个像素点寻找其周围满足条件的像素进行平均,作用于灰度图像上,表现为一个滤波器的功能。此方法在  $13 \times 13$  的矩形内进行搜索处理,利用式(7)进行计算。

$$NLu(p) = \frac{1}{C(p)} \int f(d(B(p), B(q))) u(q) dq \quad (7)$$

其中,  $d(B(p), B(q))$  表示图像点  $p$  和点  $q$  的欧几里得距离,  $f$  是一个递减函数,  $C(p)$  是归一化因子<sup>[8]</sup>。

经过类似滤波以后,噪声的高频部分变得平滑。图 1 经过这个步骤处理以后的结果如图 4 所示。

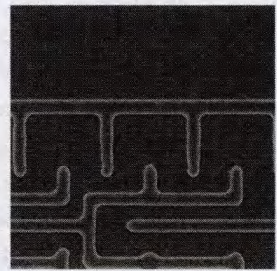


图 4 滤波后的 SEM 图像

### 2.3 计算梯度

经过 2.2 节的处理,图像的边缘更加明确,边缘的灰度变化更加突出,如图 5 所示。SEM 图像的梯度信息是指其图像上的灰度变化情况,并且带有方向性,用  $\nabla f$  表示,并用向量来定义:

$$\nabla f \equiv \text{grad}(f) \equiv \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (8)$$

该向量一个重要的几何性质是指出了  $f$  在位置  $(x, y)$  处的最大变化率,而  $M(x, y)$  则表示梯度向量方向变化率的值。

$$M(x, y) = \text{mag}(\nabla f) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (9)$$

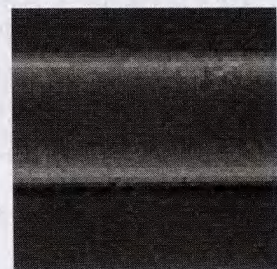


图 5 滤波之后的边缘

计算梯度信息的算子包括 Roberts 算子<sup>[9]</sup>、Sobel 算子<sup>[10]</sup>、Prewitt 算子<sup>[11]</sup>等,这里使用 Kirsch 算子来计算图像的梯度信息,并使用  $5 \times 5$  的窗口。使用  $5 \times 5$  的窗口将比使用传统的  $3 \times 3$  窗口计算的范围更大,得到的梯度信息更加准确,并用 4 个矩阵来对图像做卷积。

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -1 & -1 & 0 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

这 4 个矩阵分布代表了图像的 4 个方向,每个方向都会得到一个梯度值,选用其中最大的梯度值来代表点的最终梯度值。

#### 2.4 去噪处理

根据 2.1 节的方法进行计算,将其作用于 2.2 节得到的 SEM 图像,从而得到整个图像的噪声阈值,利用阈值函数去掉 SEM 图像上的绝大部分噪声。

$$dst(x,y) = \begin{cases} \max Val, & src(x,y) > threshold \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

即大于噪声阈值的像素点设为最大值 255(白点),低于噪声阈值的像素点设为 0(黑点)。此时的 SEM 图像已经变成二值图像,即图像中只有白点和黑点。

经过上述处理以后,得到如图 6 所示的边缘,此时还有部分离散点以及边缘中的部分小孔,因此在阈值函数处理以后,需要去除图像中的离散点并填充小孔。表述如下:

```
if (the point is white)
    check the white point number around it;
if (the number < threshold)
    delete the white point;
```

假设某一点为白点,检查其上下左右 4 个方向上的像素点,当其中白点数量为 0 或 1 时,则去除白点,否则留下白点。同时根据图像尺寸的不同,相连通的白点数量小于经验值时,则被作为离散的点而去除。在填补小孔时,对每一个黑色区域进行检查,根据图像分辨率的不同,自动调节判定小孔内黑点数量的阈值,当黑点个数低于这个阈值时,将其填为白色,否则不做任何处理。经过这两个步骤,图像中离散点和小孔的情况即可得到处理,所得结果如图 7 所示。

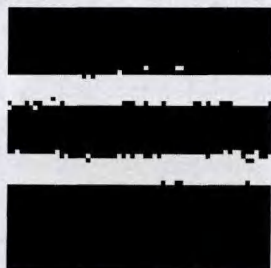


图 6 外部离散点和内部小孔

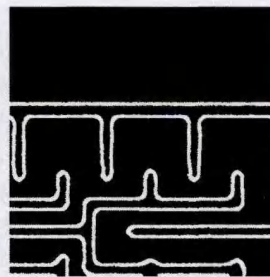


图 7 去除离散点和小孔之后的二值图像

#### 2.5 根据统计信息判别内外区域

在经过上述步骤以后,SEM 图像只剩下由边缘组成的二值图,而此时的边缘由多个像素组成。最后的步骤即是判别黑点组成的部分是内部区域还是外部区域。传统的方法在此步骤之后,即会根据一条边的两个边缘相互独立的信息来提取由一个像素组成的边缘,然后进行内外区域判断并填充。但是在低分辨率的情况下,一条边的两个边缘会相互交织,并不是独立的,如图 8 所示,因此提取边缘的做法在低分辨的条件下成功率低。



图 8 低分辨率下边缘相连图

观察图 7 和 2.3 节的梯度信息,对比图 7 中的每一条边的两个边缘的梯度信息,发现外边缘的梯度值大于内边缘,不同边的外边缘梯度值相似,其内边缘的梯度值也相似。因此可根据外边缘的梯度值大于内边缘的梯度值这个信息来进行内外区域的区分。

计算出图 7 中的所有边缘像素点的梯度信息的平均值,在此基础上需要根据图像不同的分辨率加上设定的值,将其作为最佳的基准值。

首先,利用八连通方向取黑点的梯度值,如图 9 所示。即针对每一个黑点,以上、下、左、右、左上、左下、右上、右下 8 个方向为通路,分别向 8 个方向迭代,当遇到白点时,记录这个白点的梯度值;当遇到边界时,则不记录。最终取 8 个方向上有记录的白点梯度值的平均(见式(10))作为该黑点的梯度值。

$$avg(x) = \sum_{i=1}^8 x_i \quad (10)$$

其次,将该黑点的梯度值与设定的梯度值进行比较,大于这个值的记为白点,否则为黑点。

最后判断一个连通区域内白点和黑点的数量,白点多的标记为多边形内部区域,否则为多边形外部区域。

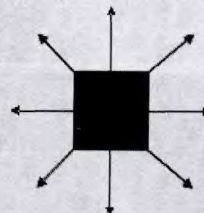


图 9 八方向迭代图

## 2.6 图像填充

在 2.5 节的基础上,利用广度优先搜索的方法对标记为多边形内部区域的黑点进行填充,即得到最后的重建图像。

## 2.7 算法分析

设定图像的宽为  $W$ ,长为  $L$ ,在去噪、滤波和计算梯度的过程中,需要对图像进行全部像素的扫描,因此时间复杂度为  $O(W * L)$ ;在最后一步的判断信息中,需要对每个黑点进行扫描,经过程序优化,其时间复杂度也为  $O(W * L)$ 。因此总体的时间复杂度是  $O(W * L)$ 。

## 3 实验结果及分析

实验图像的尺寸为  $4\mu\text{m} * 4\mu\text{m}$ ,首先在像素点大小为  $480 * 480$  的 SEM 图像上应用本算法。由直方图计算所得的噪声值为 107。计算得到的平均梯度信息为 118。经过 2.5 节的处理之后得到的图像记录如图 10 所示,其中一共 8 个黑点组成的区域需要判断。图 10 中黑色的点为标记以后的黑点,灰色的点为标记后的白点,8 个区域的黑点和白点的数量如表 1 所列。

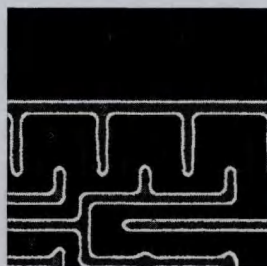


图 10 内外区域判断结果图

表 1  $480 * 480$  分辨率下图 10 黑白点数量的对比

	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4	区域 5	区域 6	区域 7	区域 8
黑点(0)	79627	79	85485	42	1	29	5910	0
白点(255)	1571	11121	30	10992	1686	3016	0	1420

由表 1 可得,该算法得到的黑点数量和白点数量相差很大,即算法在此分辨率下的稳定性高。

在  $480 * 480$  像素点大小的 SEM 图像下,此算法的另外一个优势是自动化程度高。取芯片上 100 幅不同的 SEM 图像,平均噪声阈值为 111,梯度平均值为 110,对这 100 幅 SEM 图像进行程序自动化,最后 100 幅 SEM 图像都成功转换为二值图像,成功率为 100%。同时取 10 幅不同的 SEM 图像,对其坐标进行细微的随机变化,每张图像得到 100 张微小移动的 SEM 图像,对这 1000 张图像进行程序自动化,结果成功率仍是 100%。因此在高分辨率的条件下,该算法保持了很好的稳定性和自动化程度。图 11 所示的是经过 2.5 节处理之后的 4 幅图像,可以看出算法有很好的稳定性。

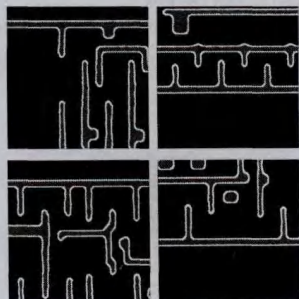
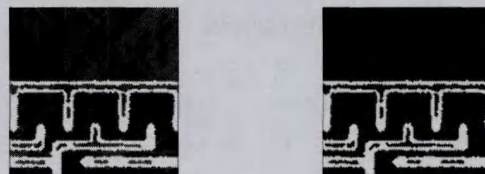


图 11 不同 SEM 图像经过 2.5 节处理之后得到的图像

随着分辨率的降低,图像中的边缘将会粘连在一起。当图像尺寸为  $4\mu\text{m} * 4\mu\text{m}$ ,像素点大小在  $120 * 120 \sim 240 * 240$  之间时,会出现经过 2.4 节处理之后,如图 8 所示的边缘相互连通,内部区域分散为一个个小区域,如图 12(a)所示。



(a)去噪步骤之后的图像

(b)判断内外区域的图像

图 12  $160 * 160$  分辨率下的图像

此时若单纯使用本文的算法,会由于部分很小的区域出现梯度信息大于外部区域的情况而导致误判。经过大量的实验处理,得出出现误判的区域都是多边形内部的小区域,如图 13 所示。

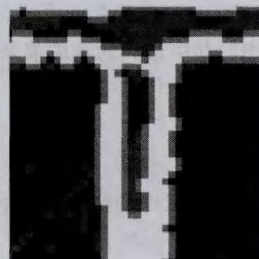
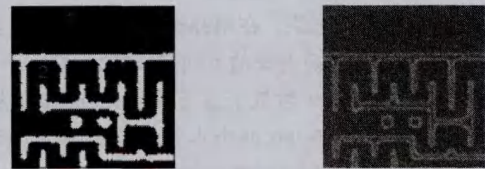


图 13 图 12 中出现误判的内部区域

此时黑点为 24 个,白点为 23 个。因此在处理高分辨率和低分辨率的 SEM 图像时,需加入额外的判断。当黑点和白点数量比较接近时,判断与这个区域相邻的白色点的区域个数,即当它周围的白色点都相互连通、黑点区域被同一个白色区域包围时,判断其为多边形内部区域,否则为外部区域。加上这个判断条件之后,实验中的 100 张  $160 * 160$  分辨率的 SEM 图像都成功转换为了相应的二值化图像。

随着分辨率的进一步下降,当图像尺寸大小为  $4\mu\text{m} * 4\mu\text{m}$ ,像素点小于  $120 * 120$  时,由于像素点进一步减少,内部出现的小孔在 2.4 节时就会被填充,进而得到完整的二值图。以  $120 * 120$  为例,由 Otsu 方法得到的噪声阈值为 105,梯度阈值为 80。SEM 图像如图 14 所示,黑点和白点的数量如表 2 所列。



(a) $120 * 120$  分辨率下的 SEM 图像

(b)多边形内外区域判断时的图像

图 14

表 2  $120 * 120$  分辨率下的黑白点数量的对比

	区域 1	区域 2
黑点(0)	3995	6187
白点(255)	187	0

由图 14 和表 2 可得,在此条件下,由于多边形边缘所占像素点少,在 2.5 节之前,SEM 图像已经转换为二值图像。

低分辨率下,由于图像受噪声影响更大,其梯度的表现也

没有高分辨率下明显,因此每个 SEM 图像需要调节的噪声阈值和梯度阈值也不相同。在相同的 100 幅 SEM 图像上,经过调节,可以对它们全部进行正确的重建,因此本文算法比传统算法更加准确,应用范围更广。

至此,本算法可以用在图 1(d)类型的所有分辨率的图像上。其与文献[4]的结果对比如表 3 所列,其中文献[4]的方法已经过优化。在高分辨率的 SEM 图像下,所提算法正确性高,能达到完全自动化;在低分辨率的 SEM 图像下,其结合一定的判断条件,也成功将 SEM 图像转换为了二值图像。而图 1 中其他 3 种类型的图像也可以通过本算法步骤成功重建。

表 3 本文方法与文献[4]方法的对比结果

	分辨率	成功率	是否自动化	分辨率	成功率	是否自动化	分辨率	成功率	是否自动化
本文方法	480 *	100%	是	160 *	100%	否	120 *	100%	否
文献[4]方法	480 *	100%	否	160 *	74%	否	120 *	53%	否

**结束语** 本文的算法建立在 SEM 图像的边缘梯度信息之上,通过直方图分析、滤波、去噪、去除离散点和填充小孔之后,利用边缘的梯度信息,通过点的八方向平均梯度值,统计未填充区域内的黑白点数量,并添加一定的条件判断,最后在此基础上填充内部区域。此算法解决了边缘提取算法在低分辨率上的不可用性,同时在高分辨率下有非常稳定和高自动化的表现。将 SEM 图像重建用于查找集成电路制造过程中模板上的错误,在 SEM 图像利用率越来越大的同时,SEM 图像的重建也将在集成电路制造过程中有更大的应用空间。

### 参考文献

[1] Sutton M A, Li N, D C, et al. Scanning Electron Microscopy for Quantitative Small and Large Deformation Measurements Part I: SEM Imaging at Magnifications from 200 to 10000[J]. *Experimental Mechanics*, 2007, 47(3): 775-787

[2] Keefer M, Pinto R, Dennison C, et al. The Role Of Metrology and Inspection In Semiconductor Processing[M] // *Thin-Film Deposition Process and Technologies*. 2001: 241-286

(上接第 296 页)

[9] Wang L, Bao Y, Lu J, et al. A New Join-less Approach for Co-location Pattern Mining[C] // *Proceedings of the IEEE 8th Int. Conf. on Computer and Information Technology (CIT2008)*. Sydney, Australia, 2008: 197-202

[10] Wang L, Wu P, Chen H. Finding Probabilistic Prevalent Co-locations in Spatially Uncertain Data Sets[C] // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (TKDE)*. 2012

[11] Ouyang Zhi-ping, Wang Li-zhen, Chen Hong-mei. Mining Spatial Co-location Patterns for Fuzzy Objects[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2011, 34(10): 1947-1956 (in Chinese)

欧阳志平, 王丽珍, 陈红梅. 模糊对象的空间 Co-location 模式挖掘研究[J]. *计算机学报*, 2011, 34(10): 1947-1955

[12] Lu Ye, Wang Li-zhen, Zhang Xiao-feng, et al. Spatial Co-Location Patterns Mining over Uncertain Data Based on Possible Words[J]. *Journal of Computer Research and Development*,

[3] Cizmar P, Vladár A E, Ming B, et al. Simulated SEM Images for Resolution Measurement[J]. *SCANNING*, 2008, 30(1): 1-11

[4] Feng Han-ying, Ye Jun, Fabian R, et al. Reconstruction of pattern images from scanning electron microscope images[J]. *Journal of Vacuum Science and Technology*, 2005, 23(6): 3080-3084

[5] Feng Han-ying, Ye Jun, Pease R F. Pattern reconstruction of scanning electron microscope images using long-range content complexity analysis of the edge ridge signal[J]. *Journal of Vacuum Science and Technology B: Microelectronics and Nanometer Structures*, 2006, 24(6): 3110-3114

[6] Gonzales R C, Woods R E. *Digital Image Processing (Third Edition)*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011 (in Chinese)

Gonzales R C, Woods R E. *数字图像处理(第三版)*[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011

[7] Yang Xiao-lu, Shen Xuan-jing, Long Jian-wu, et al. An Improved Median-based Otsu Image Thresholding Algorithm[J]. *AASRI Procedia*, 2012(3): 468-473

[8] Buades A, Coll B, Jean-Michel. Non-Local Means Denoising [OL]. *IPOL Journal • Image Processing On Line*, 2011. <http://dx.doi.org/10.5201/ipol.2011.bcm-ncm>

[9] Wen Yong-ge, He Hong-zhou, Li Hai-yang. An Improved Image Edge Detection Algorithm Based on Roberts and Gray Relational Analysis[J]. *Journal of Graphics*, 2014, 35(4): 637-642 (in Chinese)

文永革, 何红洲, 李海洋. 一种改进的 Roberts 和灰色关联分析的边缘检测算法[J]. *图学学报*, 2014, 35(4): 637-642

[10] Shen De-hai, E Xu, Hou Jian. An edge detection refinement algorithm based on improved sobel operator[J]. *Journal of Bohai University (Natural Science Edition)*, 2014, 35(3): 256-260 (in Chinese)

沈得海, 鄂旭, 侯建. 一种改进的 Sobel 算子边缘检测及细化算法[J]. *渤海大学学报(自然科学版)*, 2014, 35(3): 256-260

[11] Gu Yi-chang, Xu Du, Jiang Yong-ping. New high-precision taper surface edge detection algorithm based on prewitt operator[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(22): 201-203 (in Chinese)

古意昌, 徐杜, 蒋永平. 改进 Prewitt 算子圆锥面边缘高精度检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(22): 201-203

2010, 47(Suppl.): 215-221 (in Chinese)

陆叶, 王丽珍, 陈红梅, 等. 基于可能世界的不确定 Co-Location 模式挖掘[J]. *计算机研究与发展*, 2010, 47(Suppl.): 215-221

[13] Shekhar S, Evans M R, Kang J M, et al. Identifying patterns in Spatial information; a survey of methods[J] *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 2011, 1(3): 193-214

[14] Fan Gao-feng. Mining co-location patterns with time constraint [D]. Kunming: Yunnan University, 2012: 19-33 (in Chinese)

范高峰. 带时间约束的 co-location 模式挖掘[D]. 昆明: 云南大学, 2012: 19-33

[15] Wang Qian, Zhang Kun-peng. Improvement of MASK Algorithm in Privacy Preserving Data Mining [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2012, 26(6): 63-66 (in Chinese)

王茜, 张鲲鹏. 隐私保数据挖掘算法 MASK 的改进[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2012, 26(6): 63-66