

# 基于 2D 格状图的显微图像拼接

苗立刚, 岳永娟, 彭思龙

(中国科学院自动化研究所国家专用集成电路设计工程技术研究中心, 北京 100080)

**摘 要:** 针对大规模显微图像的拼接, 提出了一种显微图像拼接的全局对准模型。利用 2D 格状图表示图像的邻接关系, 并根据局部对准的可靠性对格状图进行修正, 以消除空白区的影响。根据图像投影坐标的误差建立全局对准模型, 可以有效地消除误差积累。把系统偏斜校正作为约束条件加入全局对准模型, 并利用非线性优化方法得到具有全局一致性的图像对准参数, 成功地解决了大规模显微图像的拼接问题。

**关键词:** 图像拼接; 图像对准; 显微图像; 格状图; 偏斜校正

## Microscopic Image Mosaicing Based on 2D Grid Graph

MIAO Ligang, YUE Yongjuan, PENG Silong

(National ASIC Design Engineering Center, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

**【Abstract】** This paper proposes a 2D grid graph based image mosaicing method for large-scale microscopic images. It uses 2D grid graph to represent the neighborhood relations of microscopic images, and modify the grid graph to eliminate the effect of blank areas according to the reliability of local alignment. It constructs the global alignment model with all the overlapping image pairs. It adds system skew rectification to global alignment model as the constrained condition. This paper gets globally consistent estimation of alignment parameters with nonlinear optimize method, and succeeds in the automatic mosaic construction of large-scale microscopic images.

**【Key words】** Image mosaicing; Image alignment; Microscopic image; Grid graph; Skew rectification

单幅图像的视场范围通常是有限的, 只能反映整个目标场景的一部分。为了扩大视场范围、获取目标的完整信息, 需要扫描多幅边界上部分重叠的图像以覆盖整个目标物体, 并把多幅重叠图像拼接成一幅高分辨率的大幅面图像。图像拼接技术首先应用于航空和卫星照片的合成, 目前在摄影测量、计算机视觉、图像处理、计算机图形学等许多领域中取得了广泛的应用。

自动快速地创建高精度的全景图像是图像拼接的主要研究内容。1D扫描方式中通常采用frame-to-frame方法<sup>[1]</sup>, 通过局部对准过程把相邻图像依次连接起来。在 2D扫描方式采集的图像中, 特别是存在回路的长图像序列, frame-to-frame方法导致相邻图像较小的对准误差在连接过程中累积起来, 从而在回路闭合处产生严重的误差累积。目前一些利用全局优化的拼接方法, 通过同时调整所有图像的对准参数, 能够有效地消除图像拼接中的误差积累<sup>[2~6]</sup>。这些全局对准方法通常应用于自然场景的图像拼接, 其拼接模型通常比较复杂。当图像数量较大时, 其目标函数的求解速度较慢, 不能有效处理大规模显微图像拼接问题。其次, 这些模型要求相邻图像有较大的重叠区域, 一般重叠区需要达到图像大小的 50%左右, 因而增大了采集图像的时间和数量。而且不能有效处理空白区域和纹理信息较少区域。

在显微图像处理和分析的应用中, 高放大倍数物镜的分辨率较高, 但视场范围较小, 通常需要采集大量图像以覆盖整个目标。针对大规模的显微图像拼接, 本文提出了一种基于 2D 格状图的图像拼接方法。

### 1 显微图像采集

图像拼接与图像获取的方式密切相关<sup>[3,5,6]</sup>, 1D扫描方式

如图 1(a)所示, 在扫描路径中, 每幅图像和前一幅图像重叠。2D扫描方式如图 1(b)所示, 需要对目标往返多次扫描, 以覆盖整个视场范围, 得到比较全面的场景信息, 通常比 1D扫描能够获得更高分辨率的图像。

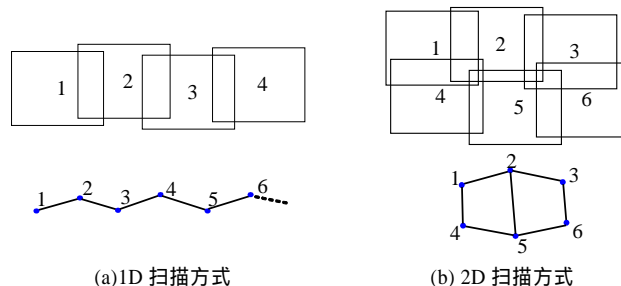


图 1 显微图像的扫描方式及格状图

显微图像拼接中通常采用 2D 扫描方式, 采样平台从左到右移动进行多行重复采集。为了不损失信息, 在采集过程中确保当前采集的图像  $I_{ij}$  与其相邻的左边图像  $I_{i,j-1}$  和上边图像  $I_{i-1,j}$  有适当的重叠区域。当一行采集完毕后, 采样平台回到当前行的起点, 并向下移动, 开始采集新的一行图像, 重复这个过程, 直到所有的图像采集完为止。为了尽量减少采集图像的数量, 通常重叠区的大小设为图像大小的 10%左右。本文用 2D 格状图  $G(V,E)$  来表示一组重叠图像的邻接关系, 其中, 顶点  $V$  表示图像的集合, 边  $E$  表示图像重叠关系的

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60272042)

**作者简介:** 苗立刚(1974 - ), 男, 博士生, 主研方向: 小波分析, 图像处理, 模式识别等; 岳永娟, 博士生; 彭思龙, 研究员、博导

**收稿日期:** 2006-08-02 **E-mail:** ligangmiao@yahoo.com.cn

集合。

## 2 图像对准与格状图修正

在显微镜图像采集系统中，显微镜固定在载物平台的上方，显微镜的光轴与拍摄物体表面垂直，载物平台在二维平面内移动。平台的平动产生图像平移变换，平台微小的旋转会引起图像旋转变换，而平台本身的不平整性和焦距调整过程的误差会造成镜头与该平面的距离变化，产生图像尺度的微小变化。忽略采集过程中微小的尺度差异和旋转角度，则相邻两幅显微图像之间只存在平移变换。

图像对准主要分为基于特征的方法和基于区域的方法<sup>[7]</sup>。前者提取图像中的特征点(如角点、拐点、边缘点等)<sup>[4]</sup>，通过特征点匹配来估计变换模型的参数。基于区域的图像对准在图像形变和亮度变化较小的情况下，直接利用图像重叠区的亮度一致性来估计变换参数。它考虑了重叠区所有像素的信息，具有较高的精度和稳定性，本文通过最小化两幅图像亮度的平方误差和(sum of squared differences, SSD)来求取平移参数：

$$E_{SSD}(\mathbf{u}) = \sum_i [I_1(\mathbf{x}_i + \mathbf{u}) - I_0(\mathbf{x}_i)]^2 = \sum_i e_i^2 \quad (1)$$

其中， $\mathbf{u} = (u, v)^T$  为平移向量， $e_i = I_1(\mathbf{x}_i + \mathbf{u}) - I_0(\mathbf{x}_i)$  为残差。

当初始位置的不确定性较大时，基于区域的方法导致搜索空间变大，收敛速度下降，并且容易收敛到局部极小点。由粗到细的分层模型<sup>[8]</sup>是一种快速确定初始位置和减少搜索时间的有效方法，它通过构造图像金字塔，首先在最低分辨率图像上对准，然后用所得结果作为初值，在高一级分辨率图像上进行搜索，搜索空间只限于初始位置附近。依此类推，直到在原始图像上得到精确的对准结果。

目前的图像拼接方法通常假定相邻图像都能够精确对准，一旦产生较大的局部对准误差就会导致图像拼接的失败。一方面，在纹理信息特别少的区域，例如显微图像中的空白区，自然景物图像中的天空，海洋，大面积单一纹理的墙壁等，很难得到精确的图像对准结果；另一方面，图像的重复结构，或者初始位置的不确定性较大，也会使图像对准陷入局部极小，产生较大的对准误差。本文用格状图修正的方法消除这些区域的影响，首先计算出所有重叠图像的对准参数，并用相关系数的大小和方差评价局部对准的好坏。然后保持图的顶点数不变，根据局部对准结果修改相应的边，如果局部对准的可靠性较高则保留当前的边，否则就把当前边删除，图2中所示，用虚线表示删除的边。

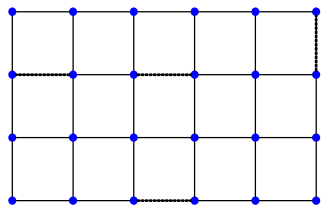


图2 2D格状图及其修正

## 3 全局对准模型

为了消除回路产生的误差累积，必须同时考虑所有图像对的对准约束，并建立全局图像对准模型以消除误差累积。显微图像拼接需要把所有图像投影到1个平面上，理想情况下，相邻图像的特征点对投影到拼接平面上同1个点。如果重叠区没有明显的特征点或提取特征点比较困难，则可以利用局部对准选择几对虚拟的特征点<sup>[6]</sup>。特征点对的个数与所

用对准模型有关，一般情况下4个点(其中任意3个点不共线)可以唯一确定1个2D射影变换。采用优化方法同时调整所有图像的对准参数，使总的对准误差达到最小，从而可以消除空白区的影响和误差的累积。显微图像拼接仅考虑平移变换，相邻图像可以只选择1个特征点对，则全局对准的目标函数为

$$\min_{\{p_{ij}\}} E = \sum_i \sum_j [gh_{ij} \|p_{ij} - p_{ij-1} - h_{ij}\|^2 + gv_{ij} \|p_{ij} - p_{i-1j} - v_{ij}\|^2] \quad (2)$$

其中， $p_{ij} = (x_{ij}, y_{ij})^T$  表示图像  $I_{ij}$  左上角的全局对准坐标， $h_{ij} = (uh_{ij}, vh_{ij})^T$  和  $v_{ij} = (uv_{ij}, vv_{ij})^T$  分别表示表示图像  $I_{ij}$  相对图像  $I_{i-1j}$  和图像  $I_{ij-1}$  的平移向量， $gh_{ij}$  和  $gv_{ij}$  分别表示图像  $I_{ij}$  与图像  $I_{i-1j}$  和图像  $I_{ij-1}$  的连接关系。

该目标函数为二次凸函数，凸函数有很好的极值性质，比较容易用优化算法得到全局最小值，该目标函数的全局最小值即对应全局一致的对准参数。在实际的计算中，为了降低计算复杂度，分别对  $p_{ij} = (x_{ij}, y_{ij})^T$  的2个独立的分量单独处理，即把式(2)分为两个目标函数：

$$\min_{\{x_{ij}\}} E(x) = \sum_i \sum_j [gh_{ij} (x_{ij} - x_{ij-1} - uh_{ij})^2 + gv_{ij} (x_{ij} - x_{i-1j} - uv_{ij})^2] \quad (3)$$

$$\min_{\{y_{ij}\}} E(y) = \sum_i \sum_j [gh_{ij} (y_{ij} - y_{ij-1} - vh_{ij})^2 + gv_{ij} (y_{ij} - y_{i-1j} - vv_{ij})^2] \quad (4)$$

应用共轭梯度法分别求取这2个目标函数的最优解，即可得到全局最优的图像对准参数。

## 4 系统偏斜校正

在显微图像采集过程中，样本放置的偏斜或采样平台随机震动产生的系统偏斜，都会导致最终拼接结果的整体偏斜，整体偏斜随图像数量的增大而增大。每幅图像的局部偏斜程度很小，无法通过单幅图像的偏斜校正来消除整体的偏斜。通常的方法是对拼接后的图像做一个整体的旋转，但各部分并不具有一致的旋转角度，导致这种方法产生较大的误差。

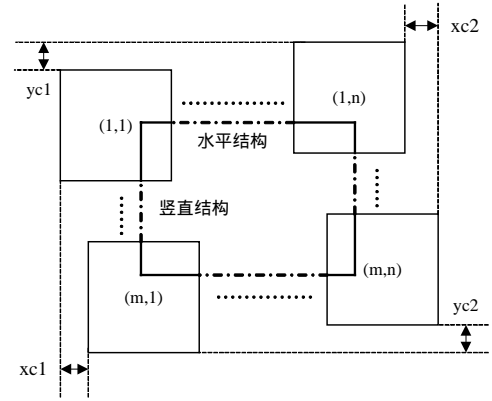


图3 显微图像拼接的偏斜校正

本文在全局对准的目标函数中增加偏斜校正约束以消除系统偏斜，同时满足拼接的全局一致性。利用格状图中4个角附近的图像，根据图像的水平结构和竖直结构，确定它们之间的相对位置，从而得到偏斜校正的等式约束，如图3所示。对于  $m$  行  $n$  列的图像，式(3)和式(4)的偏斜校正约束的分别为

$$\begin{cases} x_{m1} - x_{11} - xc_1 = 0 \\ x_{mn} - x_{1n} - xc_2 = 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} y_{1n} - y_{11} - yc_1 = 0 \\ y_{mn} - y_{m1} - yc_2 = 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中， $xc_1$ ， $xc_2$ ， $yc_1$ ， $yc_2$  分别为4幅图像之间的相对位置，

根据图像的内容由人工或自动确定,式(5)中的约束等式可校正垂直方向的偏斜,式(6)中的约束等式可校正水平方向的偏斜。

对含有等式约束的非线性极值问题,可以定义惩罚函数为

$$\min_{\{x_{ij}\}} E(x) = \sum_i \sum_j [gh_{ij}(x_{ij} - x_{ij-1} - uh_{ij})^2 + gv_{ij}(x_{ij} - x_{i-1j} - uv_{ij})^2] + M[(x_{m1} - x_{11} - xc_1)^2 + (x_{mn} - x_{1n} - xc_2)^2] \quad (7)$$

$$\min_{\{y_{ij}\}} E(y) = \sum_i \sum_j [gh_{ij}(y_{ij} - y_{ij-1} - vh_{ij})^2 + gv_{ij}(y_{ij} - y_{i-1j} - vv_{ij})^2] + M[(y_{m1} - y_{11} - yc_1)^2 + (y_{mn} - y_{1n} - yc_2)^2] \quad (8)$$

实际计算中,惩罚因子  $M$  可选为 1 个大于 1 的常数,它表示偏斜校正的程度。

## 5 误差分析与处理

对于大规模的显微图像拼接,经常会出现拼接误差较大的地方,这些地方往往是由局部对准误差较大而引起的。本文用每幅图像的全局对准与局部对准的差作为拼接误差,来定量评价图像拼接的质量:

$$herr_{ij} = gh_{ij}(p_{ij} - p_{ij-1} - h_{ij}) \quad (9)$$

$$verr_{ij} = gv_{ij}(p_{ij} - p_{i-1j} - v_{ij}) \quad (10)$$

其中,  $herr_{ij}$  表示图像  $I_{ij}$  和左边图像  $I_{ij-1}$  的对准误差,  $verr_{ij}$  表示图像  $I_{ij}$  和上边图像  $I_{i-1j}$  的对准误差,  $gh_{ij}$  和  $gv_{ij}$  把空白区域的对准误差置为零。

如果拼接误差大于预定的阈值,则认为当前图像对的局部对准收敛到局部极小值,其原因可能是部分图像的重叠区内信息较少,或初值的不确定性较大。找出所有误差较大的地方,进行人工进行检查,调整初值的位置。对这些误差较大的地方,重新进行图像对准和格状图修正,并利用当前计算的结果作为初值重新优化求解,直到所有的误差满足实际的需要为止,一般通过 2~4 次重复即可得到理想的拼接结果。

## 6 实验结果分析

综上所述,2D 显微图像拼接的流程如图 4 所示。

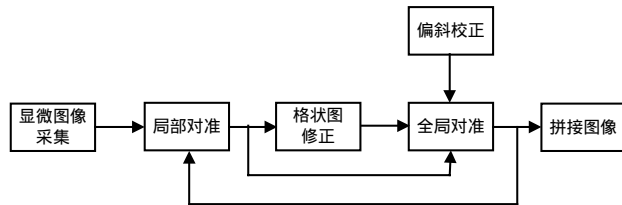


图 4 显微图像拼接流程

对集成电路的显微图像进行了拼接实验,所使用的计算机硬件环境为 Intel®Pentium4 处理器, CPU 为 1.6GHz, 内存为 1GB, 软件环境为 Windows 2000, Visual C++6.0。对于 0.25μm 工艺的集成电路芯片进行 2D 扫描, 其中图像大小为 1392×1040 像素, 采用 1 000 倍放大, 重叠区大致为 100 个像素左右。对其中的 6 万多幅图像进行拼接实验, 在全局对准阶段, 目标函数大约迭代 60 次左右收敛, 算法运行时间为 50s~60s 左右。统计的对准误差(排除空白区)分布大致为拼接误差等于零的边大约为 83.1% 左右, 拼接误差等于 1 的边大约为 16.7% 左右, 拼接误差大于 2 的边仅为 0.2% 左右。从 6 万多幅图像中仅选择局部的 64(8 行 8 列)幅图像, 其拼接结果如图 5 所示。该方法能够有效地消除误差累积和重复结构区域的影响, 具有较高的全局对准精度。目前该方法已经成功地应用到各种显微图像的处理与分析中, 取得了良好的效果。

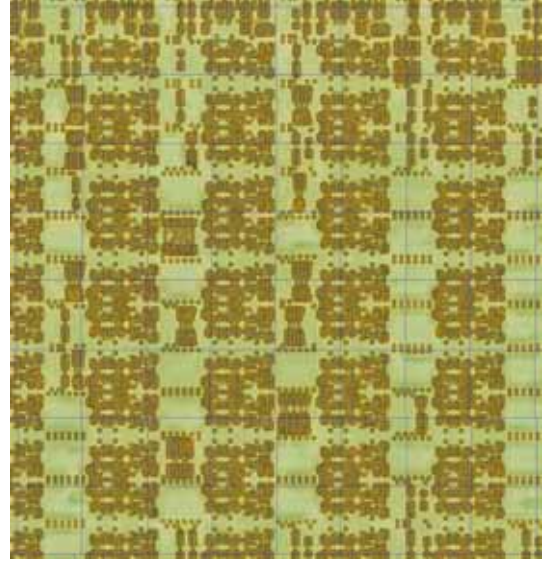


图 5 64 幅显微图像的拼接结果

## 7 结论

本文提出了一种基于 2D 格状图的显微图像拼接的全局对准模型。首先采用 2D 格状图修正以消除空白区的影响; 然后根据图像投影坐标的误差建立全局对准模型以消除误差积累; 最后把系统偏斜校正作为约束条件加入全局对准模型, 可以直接得到经过偏斜校正的、具有一致性的全局对准参数。实验证明, 本文提出的显微图像拼接模型是一种切实可行的方法, 并且具有较高的全局对准精度和较快的计算速度, 在实际应用中成功地解决了大规模显微图像的自动拼接问题。该方法不仅适用于显微图像拼接, 经过修正后还可应用于柱面、球面等类型的全景图像拼接。

## 参考文献

- 1 Szeliski R. Video Mosaics for Virtual Environments[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 1996, 16(2): 22-30.
- 2 Shum H Y, Szeliski R. Construction and Refinement of Panoramic Mosaics with Global and Local alignment[C]//Proceedings of the 6<sup>th</sup> International Conference on Computer Vision, Bombay, 1998.
- 3 Sawhney H S, Kumar R. VideoBrush: Experiences with Consumer Video Mosaicing[C]//Proceedings of the Workshop on Applications of Computer Vision, Princeton, 1998.
- 4 Brown M, Szeliski R, Winder S. Multi-image Matching Using Multi-scale Oriented Patches[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, USA, 2005.
- 5 Sawhney H S, Hsu S, Kumar R. Robust Video Mosaicing Through Topology Inference and Local to Global Alignment[C]//Proceedings of the 5<sup>th</sup> European Conference on Computer Vision, Freiburg, Germany, 1998.
- 6 Hsu S, Sawhney H S, Kumar R. Automated Mosaics via Topology Inference[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002, 22(2): 44-54.
- 7 Szeliski R. Image Alignment and Stitching: A Tutorial[R]. Microsoft Research, 2004.
- 8 Bergen J R, Anandan P, Hanna K J, et al. Hierarchical Model-based Motion Estimation[C]//Proceedings of the 2<sup>nd</sup> European Conference on Computer Vision, Santa Margherita, Italy, 1992.