

基于模板聚类与综合的多模板快速定位算法

韦燕凤 彭思龙

(中国科学院自动化研究所集成电路工程中心, 北京 100080)

摘要 针对在一幅图像中定位多个模板的所有实例的情形, 提出了一种基于多模板聚类 and 综合的快速目标定位方法。该方法首先使用带反馈的分级聚类算法对多模板进行聚类, 并对每类模板用建立的数学模型综合出一个母板; 然后, 应用每类的母板在平移空间内搜索和匹配, 且只在与母板相匹配的那些位置上才引导类内各子模板在该位置的匹配运算, 最后用该算法对边缘图像进行了聚类、综合和匹配实验。实验结果表明, 该算法在集成电路显微图像的多模板定位中是非常有效的。

关键词 多模板定位 聚类与综合 Hausdorff 距离 Hausdorff 分数

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)03-0314-04

A Fast Algorithm for Multiple Templates Locating Based on Templates Clustering

WEI Yan-feng, PENG Si-long

(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract Aimed to locating all the instances of multiple templates in one image, a fast and more effective multiple templates locating algorithms based on clustering and synthesizing of templates is proposed. This algorithm can process those multiple templates even if only some of which are similar to each other. But all the templates must be almost the same size. First, a hierarchical clustering algorithm with feedback is applied to cluster the templates into some categories. In each category a mathematical model is applied to synthesize the templates in it. And thus a mother template is constructed. Second, the mother template of each category is used to search and matching in the translation space. And then the matched mother template is guided to check all the son templates. Edge maps are extracted for clustering, synthesizing, and matching. The partial Hausdorff distance matching with fast algorithm is suggested for mother template searching and matching procedure. Our algorithm is tested with difference multiple templates in integrated circuit micro-images database. The results show that the scheme is efficient and effective for the task of multiple templates matching and locating.

Keywords Clustering and synthesizing, Multiple templates locating, Hausdorff distance

1 引言

当多个模板的实例存在于一幅图像或同一个场景中时, 为了确定各个模板的所有实例在图像(场景)中的位置, 若依次使用每一模板对图像各搜索一遍, 则将非常耗时。为实现多模板快速、高效的定位, 研究者们提出了各种多模板的匹配方法, 例如, Olson 等提出的用于同种武器匹配的多个离散化三维视角模型, 该模型可通过构造基于边缘位置和方

向的多模型树结构来减少匹配的计算时间^[1,2]; Gavrilala 将平面目标的旋转和缩放变换当作多模板来处理, 首先建立了基于多模板分级的树结构, 然后通过从粗到细的匹配方法来删减图像空间和模板空间, 以获得较高的加速因子^[3]。

为了提高对同一图像进行多模板定位的搜索速度, 本文提出一种基于边缘模板聚类 and 综合的多模板定位方法, 即匹配之前先将所有的模板按某种度量聚成几类, 以确保每一类综合得到的母板仍保留合理比例的特征像素; 然后在匹配过程中, 依次用每

一类的母板进行搜索、匹配,而且只在匹配的母板位置才逐一检测类内子模板是否匹配,以此提高速度。

2 多模板的聚类与综合

2.1 分级聚类

分级聚类方法^[4]是这样—个划分序列:第 1 个划分是把 n 个样本分成 n 类,每类包含一个样本;第 2 个划分则把样本分成 $n-1$ 类;下一个划分把样本分成 $n-2$ 类,直到第 n 个划分时,把样本仅分为一类。实际应用时,可将样本聚成规定的一类或几类。

本文的聚类样本是边缘模板,边缘模板(样本)的相似性测度采用双向 Hausdorff 分数来衡量。双向 Hausdorff 分数是一种值域在 $[0, 1]$ 区间的相似性测度。若 P, Q 是同样大小的两个边缘图像, $Q^{(d)}$ 表示 Q 被半径为 d 的圆盘膨胀后的图像,则 P 和 Q 的相似性测度——双向 Hausdorff 分数定义为^[5]

$$\psi(P^{(d)}, Q^{(d)}) = \min(\varphi(P, Q^{(d)}), \varphi(Q, P^{(d)})) \quad (1)$$

其中

$$\varphi(P, Q^{(d)}) = \frac{N(P \wedge Q^{(d)})}{N(P)} \quad (2)$$

这里, $N(P)$ 表示二值图像 P 中 1 的个数, \wedge 表示两个位图的逻辑与(点积)。 d 是为了补偿边缘检测器误差而设的膨胀圆盘的半径,通常边缘检测算子的误差在 1 个像素左右,因此 d 取 1。

类间的相似性测度采用最小双向 Hausdorff 分数来衡量,其对应于距离意义上的最远距离,两个类 Γ_i 和 Γ_j 的最小双向 Hausdorff 分数为

$$\delta(\Gamma_i, \Gamma_j) = \min_{\substack{E \in \Gamma_i \\ \tilde{E} \in \Gamma_j}} \psi(E^{(d)}, \tilde{E}^{(d)}) \quad (3)$$

其中, E 表示类 Γ_i 中任一边缘模板, \tilde{E} 表示类 Γ_j 中任一边缘模板, d 的含义同式(1)。

2.2 类内模板的综合

对于非单样本的类,类内模板综合是为了找出各子模板共同具有的特征点(母板)。综合迭代的数学模型表示为

$$M_{c+1} = M_c \wedge E_c^{(d)}, c = 1, \dots, m-1 \quad (4)$$

这里, M_c 表示参加第 c 次迭代的综合模板, $E_c^{(d)}$ 表示参加第 c 次迭代的边缘模板 E_c 经半径为 d 的圆盘膨胀后得到的图像, M_{c+1} 表示第 $c+1$ 次迭代结果的综合模板, m 表示类内模板的个数。迭代是以类内所有模板中 ψ 值最大的一对模板中的一个作为初始综合模板 M_0 , 其余模板参加迭代运算的次序,按

它们和 M_0 之间 ψ 值的大小降序排列。迭代结果 M_m 称为该类的母板,类内的各个模板称为对应的子模板。 M_c 和 E_c 大小不一样时,可通过平移使得 M_{c+1} 能够从 M_c 继承更多的像素,以确定模板间的规范位置。

2.3 以综合结果为反馈的多模板分级聚类和综合算法

多模板分级聚类的终止条件:当两类模板合并及综合后, $N(M_m)/N(M_0)$ 小于阈值 t (通常取 t 的经验值为 0.4 左右),则认为母板无法代表全部子模板,即终止迭代运算,并以上一步的迭代结果作为聚类结果。设总的模板个数为 n , E_j 表示第 j 个模板,多模板聚类和综合的算法步骤如下:

(1) 初始化, $\Gamma = \{E_j\}, \forall j \in I, I = \{j | j=1, 2, \dots, n\}$, Γ_j 是第 j 个聚类集合。

(2) 计算模板的双向 Hausdorff 分数矩阵 S , 使其元素 $s_{p,q} = \psi(E_p^{(d)}, E_q^{(d)})$;

(3) 在集合 $\{\Gamma_j | j \in I\}$ 中找到一对满足条件 $\delta(\Gamma_i, \Gamma_k) = \max_{\substack{j, l \in I \\ j \neq l}} \delta(\Gamma_j, \Gamma_l)$ 的类 Γ_i 和类 Γ_k , 其中

$$\delta(\Gamma_j, \Gamma_l) = \min_{\substack{E_p \in \Gamma_j \\ E_q \in \Gamma_l}} s_{p,q};$$

(4) 令 $\Gamma = \Gamma_i \cup \Gamma_k$, 按式(4)对 Γ 的所有模板综合,若 $N(M_m)/N(M_0)$ 小于阈值 t , 则结束;否则,将 Γ_i 并入 Γ_k , 把 i 从指标集 I 中去掉,并去掉 Γ_i , 存贮母板 M_m , 转向步骤 3。

3 多模板的匹配和定位

3.1 部分 Hausdorff 距离

在实现模板和图像目标的匹配中,使用部分 Hausdorff 距离作为匹配测度。若给定两个特征点图像 P 和 Q , 以及部分分数 $0 \leq f \leq 1$, 则从 P 到 Q 的部分 Hausdorff 距离^[6,7] 定义为

$$h_f(P, Q) = f_{p \in P}^{\text{th}} \min_{q \in Q} \|p - q\| \quad (5)$$

这里, $f_{p \in P}^{\text{th}} \min_{q \in Q} \|p - q\|$ 表示对关于 p 的函数 $\min_{q \in Q} \|p - q\|$ 在点集 P 上的各位置产生的值进行升序排列,然后取这个排列的第 $f \cdot N(P)$ 个值,其中, f 表示部分分数值, $\|\cdot\|$ 为欧几里德范数 (L_2), 为了实现匹配的对称性,双向部分 Hausdorff 距离定义为

$$H_f(P, Q) = \max(h_f(P, Q), h_f(Q, P)) \quad (6)$$

上式的定义表明,两特征点图像 P 和 Q 的双向部分

Hausdorff 距离 $H_f(P, Q)$ 就是取从 P 到 Q 的距离值 $h_f(P, Q)$ 和从 Q 到 P 的距离值 $h_f(Q, P)$ 两者的最大值。

3.2 多模板的搜索及定位

在聚类综合结果的基础上,依次运用每类的母板在图像的平移空间内搜索、匹配。当从母板到窗口目标的部分 Hausdorff 距离小于给定的阈值 τ 时,则依次检测各子模板和窗口目标的双向部分 Hausdorff 距离,然后选择距离值小于 τ 的最好匹配所对应的模板作为与窗口目标相匹配的模板。因为部分 Hausdorff 距离匹配的快速算法^[6]可以跳过平移空间的一些点,所以加快了搜索。多模板聚类与综合的引导搜索策略由于将对平移空间的多次搜索转化为较少次数的搜索,从而提高了搜索速度。

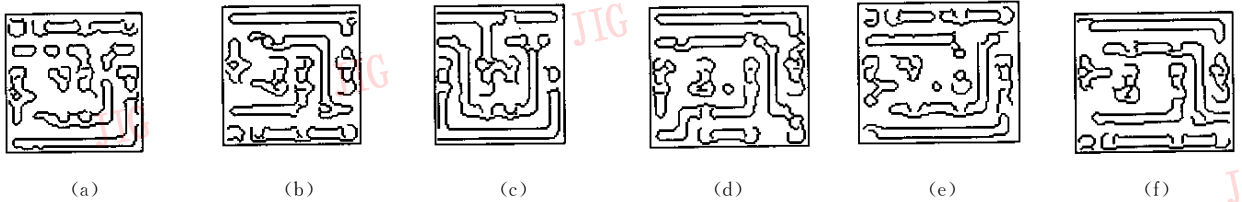
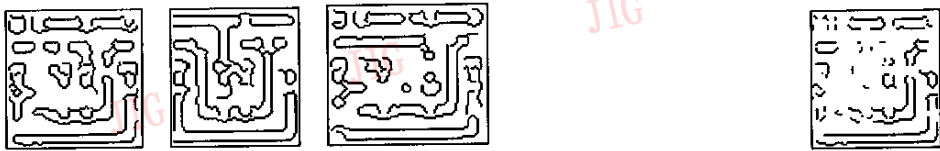
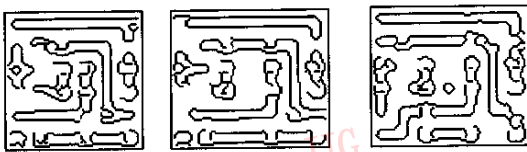


图1 多模板例子



(a) 图1(a),(c),(e)聚为一类

(b) 图1(a),(c),(e)综合结果



(c) 图1(b),(d),(f)聚为一类

(d) 图1(b),(d),(f)综合结果

图2 多模板聚类和综合结果

本文算法的优点体现在如下两方面:一是母板的搜索可以充分运用 Hausdorff 快速算法;二是利用已匹配的母板引导对各子模板的搜索,只需在很少的个别位置对类内各模板进行匹配。为了说明本算法的

4 实验结果

为检验本文算法的效果,将本文算法应用到集成电路显微图像的单元定位任务中。图1所示是6个单元模板,经过聚类和综合后,产生两类模板和相应的母板,如图2所示。匹配运算时 Hausdorff 距离阈值 τ 设为 1.5,部分参数 f 为 0.85,搜索图像大小为 1200×1400 。算法用 Matlab6.1 编写,在 P IV 1.8G PC 机上运行,运行时间为 116 s。定位结果产生了 11 个目标,可见,已搜索到全部的真目标。图3所示为部分搜索区域的实例和模板重叠(加外框突出显示)的示意图。

快速性和有效性,以图2中第2类的3个模板为例,将本文算法和 Olson 等^[1,2]的边缘多模板二叉树模型的匹配算法进行比较,对比数据如表1所示。由表1可以看出,本算法在搜索速度上具有明显的优势。

表1 多模板搜索方法的比较

方法	图像大小 (pixels)	模板个数	定位结果: (x, y, z) 分别表示实例的行、列坐标和对应的模板序号	运行时间 (s)
本文算法	600×800	3	$(32, 126, 3)(31, 314, 1)$ $(178, 420, 2)(470, 516, 1)$	28
Olson 等的算法	600×800	3	$(31, 126, 3)(31, 314, 1)$ $(178, 421, 2)(470, 516, 1)$	165

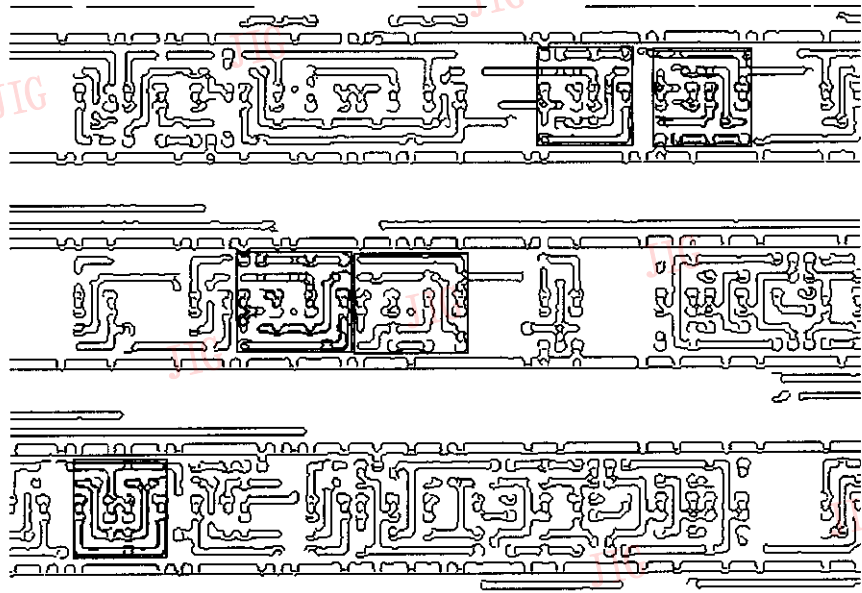


图 3 部分搜索区域的实例和对应模板重叠后的示意图

参 考 文 献

- 1 Olson C F, Huttenlocher D P. Automatic target recognition by matching oriented edge pixels[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(1): 103~113.
- 2 Olson C F, Huttenlocher D P. Recognition by matching with edge location and orientation [A]. In: Proceedings of the Advanced Research Project Agency Image Understanding Workshop [C], San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 1996: 1167~1174.
- 3 Gayrila D M. Multi-feature hierarchical template matching using distance transforms [A]. In: Proceedings IEEE International Conference on Pattern Recognition [C], Brisbane, Australia, 1998: 439~444.
- 4 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社, 2000: 244~247.
- 5 Huttenlocher D P, Lilien R H, Olson C F. View-based recognition using an eigenspace approximation to the Hausdorff measure [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1999, 21(9): 951~955.

- 6 Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1993, 15(9): 850~863.
- 7 Rucklidge W J. Location objects using the Hausdorff distance [A]. In: Proceedings International Conference Computer Vision [C], Cambridge, Massachusetts, USA, 1995: 457~464.



韦燕凤 1972 年生, 2003 年获中国科学院自动化研究所博士学位, 现为中国科学院遥感应用研究所博士后研究人员。主要研究方向为图像处理与分析、模式识别等。



彭思龙 1971 年生, 1998 年获中国科学院数学所博士学位, 现为中国科学院自动化所国家专用集成电路设计工程技术研究中心研究员、博士生导师。主要研究方向为小波理论及应用、模式识别、图像处理等。在国内外刊物发表论文 20 余篇。