

# 全自动共晶粘片机实时多目标识别的实现

A Real Time Multiple Targets Recognition Algorithm In The Full Automatic Die Bonder

(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 中国科学院研究生院) 黄波 汤建华 谢朝

Huang, Bo Tang, JianHua Xie, Zhao

**摘要:** 模板匹配是非常成熟的单目标识别算法, 它可以找出与模板匹配得最佳的目标。然而如果将经典的模板匹配算法直接用于多目标识别, 由于目标的数量无法预测, 经常出现误识别、漏识别的现象。为了实现全自动粘片机中对多目标的高速识别, 本文介绍一种基于边缘检测和模板匹配相结合的多目标识别算法, 该算法克服了经典的模板匹配算法的不足。实验证明该算法成功的解决了粘片机中对多目标实时识别的问题, 达到或超过了设计指标。

**关键词:** 多目标识别; 边缘检测; 模板匹配; 粘片机

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

**Abstract:** Model-matching algorithm is widely used in projects as a classic recognition algorithm. It can find out the target that matches the model best. Nevertheless, if using this algorithm in multiple targets recognition, mistakes are apt to occur. To realize high-speed recognition of multiple targets in die bonder, in this paper, a multiple targets recognition algorithm based on edge detection and model-matching is introduced. The results show that this algorithm performed wonderfully in die bonder.

**Key words:** multiple targets recognition, edge detection, model matching, die bonder

技术创新

## 1 引言

全自动共晶粘片机是半导体封装生产线上的重要设备, 它的工作是原理主要是图像系统对硅片上的芯片阵列(图 1)进行识别, 过滤掉有缺陷的芯片(图 2), 并给出合格芯片的精确位置, 再由机械手将其粘到芯片框架上。其中的一项关键技术就是多目标识别。

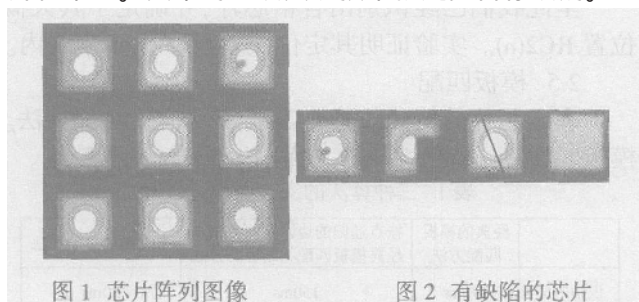


图 1 芯片阵列图像

图 2 有缺陷的芯片

模板匹配算法是一种经典的目标识别算法, 在单目标识别中, 它具有很高的准确性和适应性, 对图像灰度值的线性变化具有“免疫性”。然而对于多目标识别, 由于目标的数量无法预测, 如果使用固定阈值与匹配度比较, 来决定识别结果, 当图像的灰度值发生变化时, 经常出现误识别、漏识别的现象。实验显示, 采用这种识别方法的准确度不大于 85%, 而且一些可以用于单目标识别的加速算法不能用于多目标识别(如金字塔法), 从而导致耗时过长, 不能满足实时性的要求, 所以该方法不宜直接采用, 需要针对不同的应用场合, 与其它的图像处理方法配合使用。针对芯片阵列图像的

黄波: 工程师

特点, 本文采用一种基于边缘检测和模板匹配相结合的多目标识别算法, 较好地解决了这一问题。

## 2 多目标识别算法

### 2.1 分析

对芯片图像(图 1)观察可以发现, 图像由明亮的目标与深色背景组成, 只要选择适当的阈值, 就可以将目标分离出来。对图像的灰度直方图(图 3)作进一步分析, 可以发现, 背景灰度值、缺陷的灰度值、目标的灰度值是有序分布的, 所以只要找到合适的阈值  $T$ , 对图像二值化, 背景与缺陷都可以从图像中分离出来, 进而将有缺陷的芯片过滤掉。但是对于不同的图像, 这个阈值显然是变化的, 需要使用自适应最佳阈值算法。

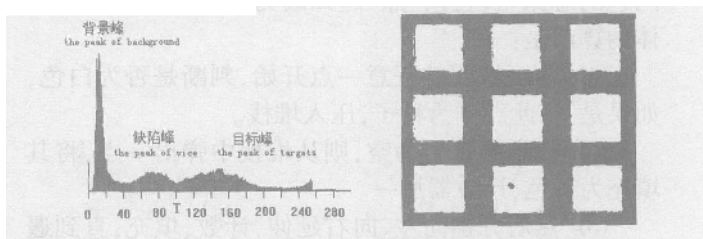


图 3 灰度直方图

图 4 二值图

### 2.2 自适应最佳阈值算法

这里讨论一种产生最小平均误差的方法, 它的基本思想是: 把像素灰度分布认为符合正态分布, 则他们的直方图可以被看作它们的概率密度函数(PDF)的估计  $p(z)$ 。设缺陷像素分布为  $p_1(z)$ , 目标像素分布为  $p_2(z)$ , 则有

$$p_1 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} \quad p_2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}$$

描述图像中除去背景的整体灰度级变化的混合概率函数是:

$$p(z) = P_1 p_1(z) + P_2 p_2(z)$$

这里  $P_1$  和  $P_2$  是缺陷、目标两类像素出现的概率。

因此,将一个缺陷点当作目标点进行分类的错误概率为:

$$E_1(T) = \int_{-\infty}^T p_2(z) dz$$

同样,将一个目标点当作缺陷点进行分类的错误概率为:

$$E_2(T) = \int_T^{\infty} p_1(z) dz$$

出错的整体概率是:  $E(T) = P_2 E_1(T) + P_1 E_2(T)$ , 要找出错最小的阈值需要将  $E(T)$  对求微分(使用莱布尼兹法则), 并令微分式等于 0, 结果是:  $P_1 P_1(T) = P_2 P_2(T)$ ,

解这个等式得  $T$ , 即为最佳阈值。

$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} + \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2(\mu_1 - \mu_2)} \ln\left(\frac{P_2}{P_1}\right)$$

此算法实现时,首先通过实验的方法统计出  $P_1$  和  $P_2$  的平均值,进而求出  $T$ 。这样就要求图像系统的照明亮度要相对稳定,以保证图像的灰度变化不会过大。

这样二值化图像的结果是合格的芯片呈现出大致为矩形的白色区域,其纹理被白色淹没;而有缺陷的芯片其白色区域上有黑色斑点(如图 3)。

### 2.3 边缘检测

这里对二值图像进行边缘检测,这里使用了所谓“种子填充”的算法,它的基本思想是:首先在区域内的任意一点开始,判断是否为白色,如果是,计数器加一,并将其置为灰色,然后再向其上、下、左、右四个方向扩展,继续判断,通过反复调用实现四连通区域填充,并统计出白色区域的面积。种子填充虽然算法虽然简单,但却是深度的递归(递归深度等于填充区域的像素个数)。递归花费的时间长,而且当内存空间有限时,还可能引堆栈溢出,影响识别准确度。这个问题的思路是,将按“点”递归改为按“线段”递归。具体的算法是:

(1) 从区域内的任意一点开始,判断是否为白色,如果是,将此点作为种子,压入堆栈。

(2) 如果堆栈不为空,则从堆栈中弹出一,将其填充为灰色,计数器加一。

(3) 然后分别向左、向右延伸,计数、填充,直到遇到黑色点,记下线段的左端点  $x_1$ , 右端点  $x_2$ 。

(4) 检查与当前线段相邻的上下两条线,在  $x_1$  到  $x_2$  范围内从左到右,如果有一个白色点其右边是一个黑色点,则将此白色点作为种子,压入堆栈。这段区域内所有这样的点都压入堆栈。

(5) 重复执行第 2、3、4 步,直到堆栈为空。

(6) 在填充的同时记录上、下、左、右的坐标极值

点,得到该区域的最小外接矩形  $RC1(n)$ 。

可以估计出,这种方法的堆栈深度(也就是递归次数)不会超过图像的宽度,对于  $60 \times 60$  的芯片图像,递归次数由 3600 次左右降低为 30 次左右。大大提高程序的效率,显著的缩短了时间。

### 2.4 合格芯片的筛选

第一轮筛选:通过种子填充得到各个“白块”的面积(像素个数),面积接近合格芯片尺寸的“白块”被选出,其余的淘汰掉。这样,色泽较暗的、明显裂缝及缺角较大的芯片被有效的过滤掉了。

第二轮筛选:保持  $RC1(n)$  中心不动,逐步缩小边长,直到各个边上没有黑像素,得到矩形  $RC2(n)$ 。比较  $RC1(n)$ 、 $RC2(n)$ , 如果边长之差不大则通过本次筛选,反之可断定是缺角或裂缝的芯片,被淘汰掉。

第三轮筛选:统计  $RC2(n)$  中的黑色像素数量,如果超过一定数量,则认为是人为的不合格标记,将其淘汰掉,反之通过本次筛选。

经过上述三次筛选,通过筛选的矩形区域  $RC2(n)$ , 是包括合格芯片及未加工成芯片的硅片区域。由于它们在二值图像(图 3)中都是完整的“白块”,在二值图像中是无法将二者区别的。

第四轮筛选:在原始图像(图 1)中,针对通过筛选的矩形区域  $RC2(n)$ , 计算像素灰度值的标准差  $D(X)$ ,

$$D(X) = \{ |X - E(X)| \}$$

对于未加工成芯片的硅片区域,其灰度值大致相同,标准差接近 0,而合格芯片区域,其灰度值差异较大,标准差远远大于 0,由此可筛选出合格芯片区域。

至此我们已经识别出合格芯片,并确定了其大概位置  $RC2(n)$ 。实验证明其定位误差在  $\pm 5$  个像素之内。

### 2.5 模板匹配

确定芯片的精确位置,需要使用模板匹配算法。模板匹配算法在许多文献中都有介绍,就不再赘述。

表 1 三种算法的实验数据比较

	经典的模板匹配方法	按点递归的边缘检测方法 与经典模板匹配相结合的方法	本文的最终算法
识别时间	190ms	150ms	30ms
识别准确度	<85%	<95%	>=99.6%
识别精度	<=一个像素	<=一个像素	<=一个像素

## 3 结论

本文的算法是在工控机上实现的,其硬件环境为:PIII 1G CPU, 128M RAM。一台日本 Jai CCD 摄像头、一块比利时 Euresys 图像捕捉卡;软件平台为:Windows2000 操作系统, Euresys 开发包, Visual C++ 6.0。各个筛选参数分严格、适中、宽松三级可调。识别时间在 30ms 左右,识别错误率小于 0.4%,识别精度不大于一个像素,完全符合设计要求。(转 286 页)

利用由少量有类别标注的样本数据组成的原始训练集合,初始化贝叶斯分类器的参数,然后利用EM算法调整贝叶斯分类器,从而进一步优化分类器的参数,提高其分类性能。

### 3.4 贝叶斯分类

通过训练得到贝叶斯分类器的结构和参数后,分类模块根据已知证据结点,计算出所感兴趣的查询结点发生的概率,贝叶斯网络的推理实质上就是进行概率计算。已知发生了某些结果,即知道了属性变量,采用全局联合树混合式推理,得到造成该结果发生的原因和发生的概率,即属性变量所属的类别。

### 3.5 算法测试及结果

BN Toolkit (以下简称为 BNT) 软件包是 Kevin P. Murphy 基于 Matlab 语言开发的关于贝叶斯网络学习的软件包,提供了许多贝叶斯网络学习的底层基础函数库,支持多种类型的结点(概率分布)、精确推理和近似推理、参数学习和结构学习、静态模型和动态模型,具有良好的可扩展性。因此我们基于此软件包利用 Matlab 语言实现对 TANC 的构建。

根据以上的研究,我们选取几口井来进行预测。首先进行数据预处理,将数据进行离散化;然后经过参数学习后采用全局联合树推理算法,最后得出预测结果如表1所示,

表1 预测结果

训练井号	预测井号	准确率
An64	Shen205	76.42%
Jing17	An64	67.48%
Shen205	An94	77.36%
An64+Jing17	Jing33	80.26%

从表中所示的预测结果中我们可以看到,利用TANC来进行测井岩性预测获得了较好的效果。

## 4 结束语

本文的创新是将贝叶斯网络分类器应用到石油测井岩性预测中,打破了传统的绝对分类,即贝叶斯分类并不把一个对象绝对地指派给某一类,而是通过计算得出属于某一类的概率,具有最大概率的类便是该对象所属的类,分类机制简单;而且一般情况下在贝叶斯分类中所有的属性都潜在地起作用,即并不是一个或几个属性决定分类,而是所有的属性都参与分类。我们由实验结果可以看到它实现了较好的分类效果。

但其也具有不足和限制,若计算属性变量之间相关性的测度函数选择不当,会引起分类的误差。今后进一步的研究应引入更多的贝叶斯测度函数以提高分类准确度,并从参数优化的角度来考虑贝叶斯分类器的优化。

参考文献:

[1]荆丰伟,刘冀伟,王淑盛.改进的K-均值算法在岩相识别中的

应用[J].微计算机信息,2004(7):41-42.

[2]Friedman N,Goldszmidt M. Building classifiers using Bayesian network [J]. In proc Nation Conference on Artificial Intelligence, Menlo park,CA:AAAI Press,1996,1227-1284.

[3]Nir Friedman.Bayesian network classifiers [J].Machine Learning, 1997,29:131-163.

[4]Dempster A,Laird N,Rubin D.Maximum likelihood estimation from incomplete data via EM algorithm[J]. J.Royal Statistical Society Series B,1977,39:1-38.

作者简介:左晓娜,女(1980-),硕士研究生,主要研究方向为人工智能、模式识别、图像压缩等,E-mail:zxncat@yahoo.com.cn;刘冀伟,男(1964-),副教授,主要研究方向为图像处理、模式识别和无线通信等;王志良,男(1956-),教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能、计算机视觉和图像处理等。

(100083 北京 北京科技大学 信息工程学院)左晓娜 刘冀伟 王志良

(School of Information and Engineering,University of Science and Technology Beijing,Beijing,China, 100083) Zuo,Xiaona Liu,Jiwei Wang,Zhiliang

(100083 北京市海淀区北京科技大学信息工程学院 101#)左晓娜

(100083 School of Information and Engineering,University of Science and Technology Beijing,Beijing,China) Zuo,Xiaona

(投稿日期:2006.1.4)(修稿日期:2006.2.13)

(接300页)本文作者创新点:本文的创新点是将边缘检测和模板匹配结合起来,解决多目标识别问题,在此算法中,作者将“种子填充”边缘检测算法作了很大的改进,显著提供了效率。

参考文献:

[1]Rafael C.Gonzalez Digital Image Processing Second Edition 沅秋奇等译,电子工业出版社

[2]何斌,马天予 Visual C++数字图像处理(第二版)人民邮电出版社

[3]Kenneth R.Castleman Digital Image Processing 朱志刚等译,电子工业出版社

[4]苗守杰 一种快速精确的虹膜定位方法 [J],微计算机信息,2005.11. P154

作者简介:黄波(1974.7-),男,湖北省武汉人,工程师,1997年毕业于长春光学精密机械学院检测技术专业。现在中科院长春光学精密机械与物理研究所攻读硕士学位,研究方向为模式识别与数字图像处理。

E-mail: yellowwave@21cn.com

(130033 长春中国科学院长春光学精密机械与物理研究所)黄波 汤建华 谢朝

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, Changchun 130033, China) Huang,Bo Tang,JianHua Xie,Zhao

通讯地址:(130033 吉林省长春市 经济开发区营口路19号 长春光机所光华微电子设备工程中心有限公司)黄波

(投稿日期:2006.1.5)(修稿日期:2006.2.12)