

基于局部线模型的彩色 IC 图像融合

郭若杉 陈涛 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 在集成电路的反向分析中,为了降低复杂度,通常需要将彩色图像转换成灰度图像,即将彩色图像的 3 个灰度分量图像融合得到一幅新的质量更高的灰度图像后再进行后续处理。由于 IC(integrated circuit)线网图像具有局部相似性,因此仅在自动选取的局部孤立线邻域内进行融合以得到适用于全局的最优线性组合系数。为了描述图像中感兴趣的特征,为局部孤立线建立了一种新的线模型,并将基于模型的融合分为特征提取、特征增强和噪声抑制 3 步来完成。实验结果表明,基于局部线模型的融合方法在增强感兴趣的特征和提高图像质量上优于传统算法。

关键词 彩色 IC 图像 图像融合 线模型 特征增强 图像质量评价

中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)04-0450-07

Color IC Image Fusion Based on Local Line Model

GUO Ruo-shan, CHEN Tao, PENG Si-long

(National Application Specific Integrated Circuit Design Engineering Center,
Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract In reverse analysis of integrated circuits, three components of a color IC line-net image are often needed to be fused to a gray one to reduce complexity. Due to the local similarity in IC images, fusion is only performed in an automatically selected local neighborhood to get the global optimal weights in this paper. A new line model is constructed to describe the feature of interest and the model based fusion is divided into feature extraction, feature enhancement and noise suppression. Experiments show the superiority of local line model based fusion algorithm over traditional methods in enhancing the feature of interest and the quality of the fused image.

Keywords color IC image, image fusion, line model, feature enhancement, noise suppression

1 引言

在集成电路(integrated circuit, IC)的反向分析中,运用图像处理和模式识别技术识别出芯片的布线信息和设计逻辑,对于电路的自动分析有着重要意义。对一张芯片进行解剖后拍摄到的同一层 IC 显微图像称为同一批图像,通常一批彩色图像有成千上万张。如果对于一批图像中的每一幅彩色图像都直接进行处理(如边缘提取)的话,复杂度较高。为降低图像处理算法的复杂度,通常需要将彩色图

像转换成灰度图像再进行处理。

一幅彩色图像由红(R)、绿(G)、蓝(B) 3 个灰度分量图像组成。设灰度图像 I_p 由彩色图像 $I = [I_1, I_2, I_3]$ 经变换 $T: \mathbf{R}^3 \rightarrow \mathbf{R}$ 生成。当变换 T 是线性且空间平移不变时,有

$$I_p = T(I) = \sum_{i=1}^3 p_i I_i \quad (1)$$

其中,变换的参数为 $p = [p_1, p_2, p_3]^T$,称 p 为线性组合系数。一般情况下, p 是固定的^[1],如 $[0.3, 0.6, 1.0]^T$ 。但这种固定的变换未考虑到图像数据的具体分布,可能会丢失期望保持的信息,所以必须针对

基金项目:国家自然科学基金项目(60272042,10171007)

收稿日期:2003-11-28; 改回日期:2004-10-15

第一作者简介:郭若杉(1977 ~),女。2001 年于中国科学技术大学获学士学位,现为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硕士研究生。主要研究方向为图像分割、目标识别、图像融合。E-mail:guors@bjnec.nec.com.cn

图像数据的不同分布研究自适应的彩色-灰度变换算法。

彩色-灰度变换可以看成是一个图像降维问题,对于图像中的每一点而言,需要将其由3维彩色空间映射到1维灰度空间。一般的数据降维技术,如主分量分析^[2],处理对象是数据集合,没有考虑各个元素之间的空间位置信息,所以应用于图像降维时效果不佳。

彩色-灰度变换同时是一个特殊的多光谱图像融合问题,即由采集自可见光光谱红、绿、蓝3个波段的3个灰度分量图像 I_1, I_2, I_3 组合形成一幅新的质量更高的灰度融合图像 I_p 。各个分量图像可能提供不同的信息和特征,在文献[3]中,按照特征在各个分量图像中的表现,将特征分为共同的特征(存在于各个分量中,但极性可能相反)、互补的特征(仅存在于个别分量中)、噪声。图像的融合目标就是在融合图像 I_p 中增强共同的特征,保存互补的特征并抑制噪声。通用的融合算法^[4]没有考虑IC线网图像的具体特点,一般计算复杂度较高,若将其应用于彩色到灰度的变换,再进行灰度图像处理,其代价可能高于直接在彩色图像上进行处理的计算复杂度。

利用IC线网图像具有局部相似性和局部孤立线具有明显几何特征这两个特点,提出基于局部线模型的融合方法。选取局部孤立线作为样本,仅对样本图像进行融合得到适用于全局的最优线性组合系数。为了描述样本图像中感兴趣的特征,建立了一种新的线模型——墨西哥草帽型线结构退化模型来描述孤立线的几何形状。样本图像的融合建立在线模型基础上,先通过模型参数估计提取出各分量图像的特征,然后确定为达到期望特征所需的线性组合系数约束,最后利用Fisher判据从满足约束的系数中选取一组使融合图像质量最好的系数。整个融合算法分为3步,先自动选取样本图像,再对彩色样本图像进行基于线模型的融合,求得最优线性组合系数,最后生成灰度图像。

2 局部样本的自动选择

IC线网图像主要由金属线组成,如图版I图1所示。一般而言,各条金属线具有相同的材料和相同的结构,所以当光照不均匀引起的局部色彩变化可以忽略时,彩色IC图像具有很大的局部相似性。

这样,在彩色-灰度变换中,可以选取全局不变的线性组合系数来得到灰度图像。进一步地,可以仅在一个有代表性的局部邻域(样本图像)运行融合算法,获得全局最优的线性组合系数。由于线是线网图像的基本内容和提取目标,而密集线受彼此影响较大,不利于进行分析和建模,因此一条孤立线的邻域是样本图像的最好选择。虽然密集线不完全符合孤立线所服从的模型,但总的来说,密集线和孤立线存在着很大的相似性,如果能在孤立线上得到很好的融合,推广到全局是比较合理的。

孤立线即邻域内没有其他线的线。为了提取孤立线,先用模糊 K 均值方法进行颜色空间上的分类($K=3$),提取出线,然后用形态学中的闭运算将间距小的密集线变成大块区域,再用形态学运算去掉大块区域。当只剩下孤立线时,取出其中一条孤立线和邻域背景,形成样本图像。

3 墨西哥草帽型线结构退化模型

选择出彩色孤立线样本图像后,仅在样本上进行融合求得最优线性组合系数,然后将整幅彩色图像变换为灰度图像。图像融合的目标之一是增强各分量图像共同的特征,为了描述样本图像中一些最感兴趣的特征,如金属线和背景之间的对比度,为样本图像中的孤立线建立了准确的几何结构模型。

由于集成电路的掩膜制造工艺的影响,IC图像上的金属线具有和普通线结构不同的特点。一般图像中的线结构,如医学图像中的血管,航拍图像中的道路,其横截面为方波型(图1(a)),而IC图像中的金属线其横截面形状类似墨西哥草帽,即线的中间亮度高且有很明显的两条暗边(图版I图1和图1(b)),称这种线结构为墨西哥草帽型线结构,中间亮度高的为金属线,两条暗边称为槽。由于成像过程中存在着模糊退化,两种线结构的横截面在实际图像中呈现如图1中实线的形状。

为了准确地描述IC图像中的这种墨西哥草帽型线结构,需要对该线结构的1维剖面图进行建模。文献[5]采用方波模型描述一般图像中线结构的剖面图,特别考察了背景不对称的情况,但并未考虑图像成像过程中的退化。由于IC图像中线的尺寸较小,模糊退化对其横截面形状影响很大,因此在建模中特别考虑了成像过程中的模糊退化。为简单起见,仅考察对称的线结构,并用高斯模糊近似退化过程。

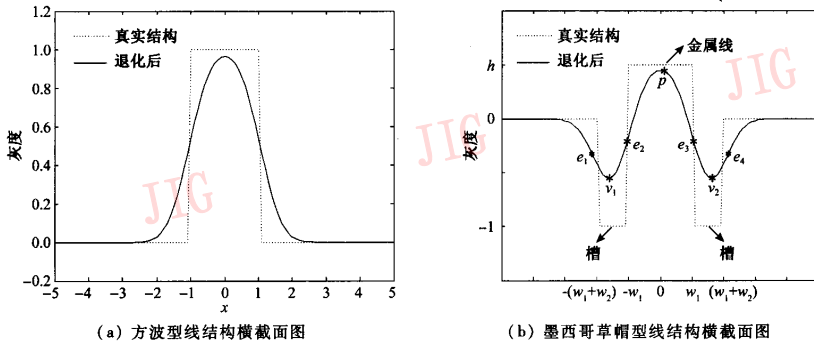


图 1 两种线结构及其横截面图

Fig. 1 Two different linear structures and their profiles

3.1 1 维线模型

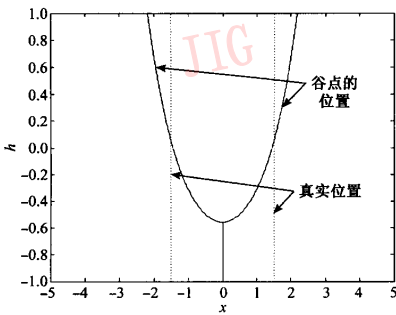
1 维线结构即 2 维图像中线结构的横截面, 一条金属宽度为 $2w_1$, 槽宽度为 w_2 的归一化线的真实结构如下(见图 1(b)):

$$f(x, w_1, w_2, h) = \begin{cases} 0 & |x| > w_1 + w_2 \\ -1 & w_1 < |x| < w_1 + w_2 \\ h & |x| < w_1 \end{cases} \quad (2)$$

其中, h 代表了金属线和背景之间的对比度, 由金属对光的反射特性决定。由于同一种材料对红(R)、绿(G)、蓝(B)光可能有着不同的反射率^[1], 因此同一条线在相应的 3 个分量图像中, 可能有着不同的对比度 h 。

将退化过程近似作高斯模糊, 则线图像退化为

$$\begin{aligned} r(x, \sigma, w_1, w_2, h) &= f(x, w_1, w_2, h) * g_\sigma(x) \\ &= (1+h)[f_s(x+w_1) - f_s(x-w_1)] + \\ &\quad [f_s(x+(w_1+w_2)) - f_s(x-(w_1+w_2))] \end{aligned} \quad (3)$$



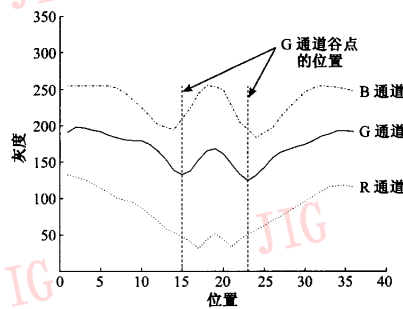
(a) 谷点 v_1, v_2 的位置

($\sigma=0.5, w_1=w_2=1, h \in [-1, 1]$)

其中, $g_\sigma(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \phi_\sigma(x) = \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt$ 。

在该模型下, 当线的尺寸固定时, 如果存在模糊退化, 边缘会发生偏移。仅以谷点的偏移来说明。设图 1(b) 两边槽形成的谷底位置为 v_1, v_2 。当 $w_1 = w_2 = 1$, 谷点的真实位置为 $v_1 = -1.5$ 和 $v_2 = 1.5$ 。如果存在模糊退化, 即当 $\sigma \neq 0$, 谷点的位置会发生偏移, 而且偏移的方向和程度由 h 决定。当 $h < 0$ 时, 谷点向内部收缩。当 $h > 0$ 时, 谷点向外扩张。由于彩色图像的 3 个分量可以有着不同的 h , 所以在模糊退化过程会引起不同的偏移, 如此便造成了三分量图像边缘不一致的现象, 图 2(b) 为一幅彩色样本图像三分量的横截面图, 从中可以看出, 与 G 通道的谷点相比较, R 的谷点明显向内偏移, B 的谷点向外偏移。

在文献[5]的线模型中, 当存在模糊时, 不对称方波型结构也会产生边缘的偏移。而墨西哥草帽型线结构即使在对称情况下也会引起边缘的偏移和三



(b) 一幅彩色样本图像三分量的横截面图

图 2 当存在模糊退化时, 边缘的偏移和三通道边缘不一致的现象

Fig. 2 The movement of edges and inconsistency between three components when there is degradation

分量边缘的不一致现象。

3.2 模型参数估计

墨西哥草帽型线结构准确刻画了样本图像的几何特征,为了得到具体数值以便进行融合,需要对样本图像进行模型的参数估计。由于样本图像中的线总是位于水平或垂直方向,所以一个分量图像沿着线方向的投影为线的平均横界面 $C(x)$,称之为样本曲线。 $C(x)$ 是由真实线结构 $F(x)$ 经过模糊退化再加噪声而得

$$C(x) = g_{\sigma}(x) * F(x) + \eta$$

其中,真实线结构 $F(x) = \alpha + \beta f(x - l, w_1, w_2, h)$ 由式(2)中归一化的真实线结构 $f(x, w_1, w_2, h)$ 经过线性变换而得。 α, β 分别代表实际图像的灰度平移、伸缩; l 代表样本曲线中实际线中心的位置, η 为噪声。

为了简单起见,用样本曲线的一阶导来估计参数。由于存在噪声, $C'(x)$ 由样本曲线和高斯一阶导 $g'_{\sigma_1}(x)$ 卷积而得, σ_1 为求导使用的高斯核的标准差。设经过高斯卷积去掉了噪声,则

$$I(x) * g'_{\sigma_1} = F(x) * g_{\sigma_1}(x) * g'_{\sigma_1}(x) \\ = \beta \{ (1+h) [g_{\sigma_2}(x+w) - g_{\sigma_2}(x-w_1)] + \\ [g_{\sigma_2}(x+(w_1+w_2)) - g_{\sigma_2}(x-(w_1+w_2))] \}$$

其中, $\sigma_2 = \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma^2}$ 。通过最小化样本曲线和模型曲线的一阶导之差来估计参数,即

$$J(\theta) = \|I(x) * g'_{\sigma_1}(x) - F(x) * g_{\sigma}(x) * g'_{\sigma_1}(x)\| \\ \hat{\theta} = \arg \min_{\theta} J(\theta) \quad (4)$$

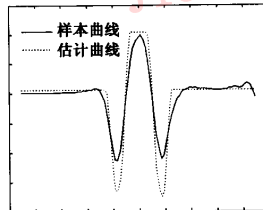
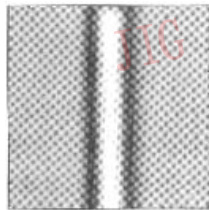
其中, $\theta = (\sigma, w_1, w_2, h, \beta, l)$, $\|\cdot\|$ 为曲线的 L^2 范数。虽然 α 不包括在 θ 中,但可以简单地由 $C(x) - \hat{\beta} \hat{f} * g_{\hat{\sigma}}(x)$ 的均值来得到。得到了估计参数后,可以得到估计曲线 \hat{C} ,即

$$\hat{C} = \hat{\alpha} + \hat{\beta} f(x - \hat{l}, \hat{w}_1, \hat{w}_2) * g_{\hat{\sigma}}(x)$$

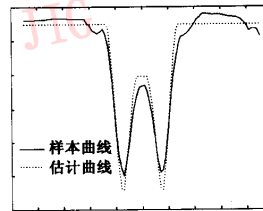
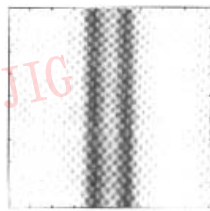
图 3 是一幅彩色样本图像的两个分量图像,从中可以看出在两个分量上,金属线和背景的对比度相反,且边缘不一致。在模型式(2)中, h 刻画了线和背景的对比度。很明显,R 分量的 $h > 0$,G 分量的 $h < 0$,在两种情况下,该模型曲线都很好地逼近了样本曲线。

评价估计的曲线 \hat{C} 和原曲线 C 的逼近程度的估计误差 E 如下定义:

$$E = \frac{\|C - \hat{C}\|}{\|C\|} \quad (5)$$



(a) 彩色样本图像 R 分量及估计结果



(b) 彩色样本图像 G 分量及估计结果

图 3 一幅彩色样本图像的两个分量图像及其估计结果

Fig. 3 Two components of a color sample image vs estimations

4 基于线模型的样本图像融合

由于 IC 图像具有局部相似性,因此可以仅在局

部样本图像上进行融合来获得适用于全局的最优线性组合系数。由于彩色图像的各分量图像可能具有不同的特征,那么图像融合的目的,就是由各个分量图像组合得到一幅新的融合图像,使得在这个新的

图像中,能保持或增强各分量图像中的有用特征,同时具有更小的噪声。融合分 3 步来进行,即特征提取、特征增强和噪声抑制。

4.1 特征提取

设彩色图像为 $I = (I_1, I_2, I_3)$, 对于彩色图像的每一个分量,可以分别估计出线模型参数 $v_i = (w_{1i}, w_{2i}, h_i, \alpha_i, \beta_i, l_i, \sigma_i)$, $i = 1, 2, 3$ 。但彩色图像一般具有如下特点:

- (1) 各分量图像来自于同一幅场景;
- (2) 成像设备和成像环境相同,有着近似的模糊过程。

所以有些参数在各分量中应该保持不变,即尺寸参数 w_{1i}, w_{2i} , 模糊参数 σ_i 和位置参数 l_i , 称分量之间不变的参数 $\theta_i^* = (w_{1i}, w_{2i}, l_i, \sigma_i)$ 为分量不变参数,记为 $\theta^* = (w_1, w_2, l, \sigma)$ 。考虑到分量不变参数的约束,将参数估计分为以下两步进行:

(1) 初次估计及分量不变参数的估计

分别对每个分量进行参数估计,求出 $v_i, i = 1, 2, 3$; 然后,按式(5)分别求出各个分量的估计误差,并以误差最小的分量为最优分量 i^* 。选取 $\theta^* = \theta_{i^*}^*$ 。

(2) 二次估计及分量可变参数的估计

对于非最优分量的剩下两个分量,将第 1 步求得的分量不变参数代入式(4)求出剩余参数。

4.2 特征增强

经过特征提取后,由于彩色图像的各分量图像可能具有不同的特征,那么图像融合的目的,就是由各个分量图像组合得到一幅新的融合图像,使得在这个新的图像中,能保持或增强各分量图像中的有用特征。由于样本图像由一条水平或垂直的孤立线组成,因此这里仅讨论图像沿线的方向投影形成的 1 维图像(也即平均横截面)。每个分量图像为 $I_i(x) = \alpha_i + \beta_i \cdot r(x - l, \sigma, w_1, w_2, h_i) + \eta_i, i = 1, 2, 3$ 由于进行彩色到灰度的变换是为了降低处理的复杂度,为简单起见,采取线性融合,即融合图像由彩色图像 $I = (I_1, I_2, I_3)$ 的线性组合生成,有

$$I_p(x) = \sum_{i=1}^3 p_i I_i(x) = \alpha + \beta \cdot r_h(x - l, \sigma, w_1, w_2, h) + \eta$$

其中, $p = [p_1, p_2, p_3]^T$ 称为线性组合系数。融合图像仍符合线模型,其中分量不变的参数仍保持不变,分量可变的参数为 α, β, h , 变为

$$\alpha = \sum_{i=1}^3 p_i \alpha_i$$

$$\beta = \sum_{i=1}^3 p_i \beta_i$$

$$h = \frac{\sum_{i=1}^3 p_i \beta_i h_i}{\sum_{i=1}^3 p_i \beta_i}$$

但前两个参数只影响图像灰度的整体变化,并不影响灰度图像的几何结构和图像质量,不需要对其进行增强。在融合中唯一变化且需要被增强的特征为 h 。由上式可知, h 甚至能被增强到任意期望值 h_e , 只要线性组合系数 $p = [p_1, p_2, p_3]^T$ 满足

$$\sum_{i=1}^3 p_i \beta_i (h_i - h_e) = 0 \quad (6)$$

即可。称该等式为生成特征 h_e 的线性组合系数约束方程,即只要线性组合系数满足该约束方程,就可以生成金属线和背景之间的对比度为 h_e 的融合图像 I_p 。特征为 h_e 的 1 维图像具有和式(3)中的 $r(x - l, \sigma, w_1, w_2, h_e)$ 相同的形状。

4.3 噪声抑制

考察式(6)可知,方程的解 $p = [p_1, p_2, p_3]^T$ 不唯一,即有多组系数满足该线性组合系数方程,这为噪声的抑制提供了方便。可以从满足约束的系数中选取一组系数,使其生成的融合图像不但具有期望特征 h_e , 且噪声最小。由于准确估计噪声比较困难,且不好优化,因此避开噪声的估计,而从图像质量评价的角度出发,在所有满足融合约束的系数中,选取一组系数使其生成的融合图像质量最好。

为了评价图像的质量,借用了线性判别分析中的 Fisher 判据^[6]。在对样本集分类后, Fisher 判据用类间距离和类内距离的比值来衡量样本集中不同类别之间的可分离性,并用最大化 Fisher 判据来得到最优降维方向。当图像分割成区域后, Fisher 判据也可以用来衡量图像的质量,一个区域对应着一个类,类内距离和类间距离分别代表区域内部的平滑性和区域之间的对比度。

这样,用图像分割和 Fisher 判据来评价图像质量,并从所有满足融合约束的系数中选取一组使融合图像质量最好的线性组合系数,具体步骤如下:

(1) 样本图像的分割

理想的区域边界位于边缘处,可以对样本图像进行边缘检测得到区域边界,并以此把样本图像分割成不同区域。由于特征为 h_e 的图像(以垂直线为例)其横截面具有与 $r(x - l, \sigma, w_1, w_2, h_e)$ 相同的形

状,用一阶导为零和二阶导极大检测出 $r(x-l, \sigma, w_1, w_2, h_e)$ 边缘点 e_1, e_2, e_3, e_4 (见图 1(b)) 后,沿垂直方向延伸成区域边界。得到区域边界后,将图像中对称的部分归为一个区域,这样就把图像分为 3 个区域,即线、槽和背景。分割后计算 $\alpha_i, \mu_i, \Sigma_i, \mu$, 分别代表第 i 个区域的像素占总体的比例,均值和协方差矩阵以及总体均值。

(2) 最大化 Fisher 判据得到最优线性组合系数
衡量融合图像 I_p 图像质量的 Fisher 判据为

$$J_F(p) = \frac{p^T s_b p}{p^T s_w p}$$

其中, $s_w = \sum_{i=1}^3 \alpha_i \cdot \Sigma_i$, $s_b = \sum_{i=1}^3 \alpha_i (\mu - \mu_i)(\mu - \mu_i)^T$ 。Fisher 判据通过鼓励不同区域间的对比度 $p^T s_b p$ 和惩罚区域内的变化 $p^T s_w p$ 来评价图像的质量。这样,最优线性组合系数通过求解以下优化问题得到

$$\max J_F(p) = \frac{p^T s_b p}{p^T s_w p}$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^3 p_i \beta_i (h_i - h_e) = 0, \|p\| = 1$$

其中, β_i, h_i 在特征提取中给出, h_e 为特征 h 的期望值,代表金属线与背景之间的期望对比度,可以预先指定。

5 实验结果

图 4 为自动选取的彩色样本图像的 3 个分量图像,可以看出在 3 个分量上,金属线和背景的对比如不同,即有着不同的特征 h 。图 5 给出了特征的期望值 h_e 分别为 0.3, 0.45 和 0.6 的融合结果,可以看出,本文的算法能通过 h_e 的选择来控制融合图像中金属线和背景之间的对比度,并通过最大化 Fisher 判据使融合图像具有较好的质量。

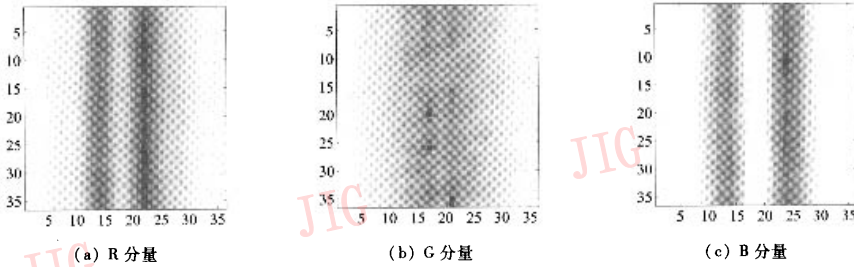


图 4 一幅彩色样本图像的 3 个分量

Fig. 4 Three components of a color sample image

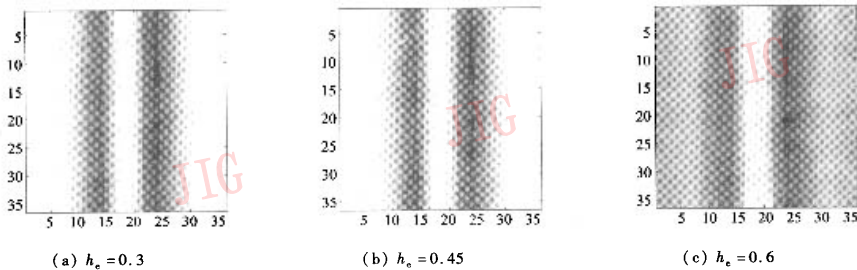


图 5 特征 h 的期望值 h_e 不同时彩色样本图像的融合结果

Fig. 5 The fusion results of the color sample with different H_e .

在得到了局部孤立线样本的融合结果后,再将其运用到全局,由于 IC 图像不但存在孤立线,而且还存在密集线,当密集线之间的间距与线的宽度比较接近时,线之间的背景也容易被检测为线。为了在线的检测中抑制这些线状背景,需要取较大的 h_e 。通常将 h_e 取作 $h_e \in [0.6, 1]$ 。图 6(a)为在样

本图像上求取的最优线性组合系数 ($h_e = 0.6$) 应用到原图像(图版 I 图 1)的结果。图 6(c) 图像为来自另外一批图像的灰度转换结果。用圆圈圈出的部分即为检测到的样本图像,融合在样本图像上进行,求得最优线性组合系数将整幅图像转换为灰度图像。可以看出,方法比标准的彩色转灰度的方法

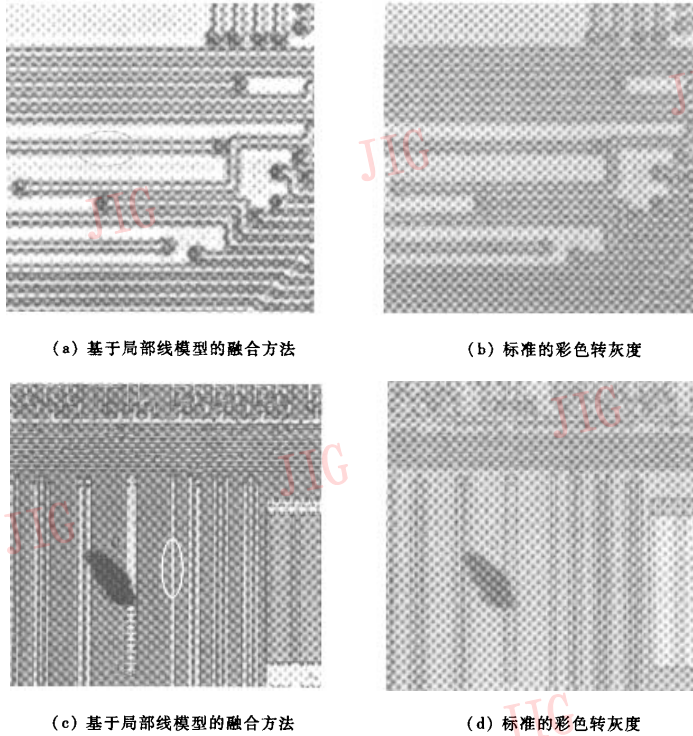


图 6 整幅彩色图像的融合结果比较

Fig. 6 Comparison of fusion results on the whole color image

(线性组合系数为 $[0.3, 0.6, 0.1]^T$)效果要好得多。

图像的相似性。

6 结 论

为了将一幅彩色 IC 图像转换为灰度图像,利用其具有局部相似性的特点,自动挑选出有代表性的局部孤立线样本图像进行融合,求得适用于全局的最优线性组合系数。本文为样本图像中独特的墨西哥草帽型线结构建立了退化模型并提出了基于线模型的融合算法,得到了适合进一步处理的 IC 灰度图像。

只要彩色 IC 线图像符合本文的线模型,都可以采用本文的方法进行彩色到灰度的转换。我们发现,这样的 IC 图像是大量存在的。当有的 IC 图像中只有密集线而没有孤立线从而不能从中找到合适的局部样本图像时,可以直接采用从同一批图像中其他图像中获得的线性组合系数。这是由于同一张芯片的材料、腐蚀和成像条件相近导致的同一批 IC

参考文献 (References)

- 1 Sharma G, Trussell H J. Digital color imaging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(7): 901 ~ 932.
- 2 Lee T S. Principal Component Analysis [M]. New York: Springer Verlag, 1986.
- 3 Pohl C, Genderen J L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and application [J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 19(5): 823 ~ 854.
- 4 Sharma R K. Probabilistic Model-based Multisensor Image Fusion [D]. USA: Oregon Graduate Institute Portland, OR, 1999.
- 5 Steger D. An Unbiased Detection of Curvilinear Structures [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(2): 113 ~ 125.
- 6 Bian Z Q, Zhang X G. Pattern Recognition [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. [边肇祺, 张学工等编著. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.]

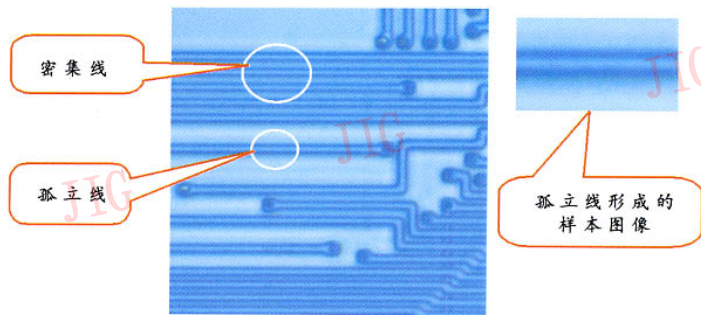


图1 一幅典型的彩色IC图像以及自动选取的样本

Fig.1 A color IC image and the automatically selected sample

李朝晖等：一种视频文本自动定位、跟踪和识别的方法



图1 视频帧
Fig.1 A video frame

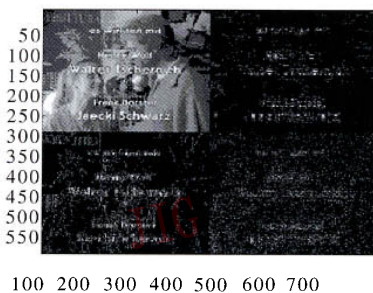


图2 小波分解
Fig.2 The decomposition of wavelet

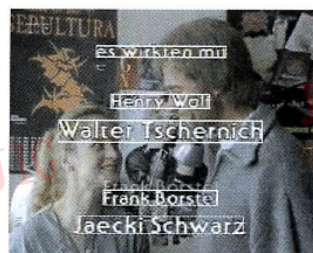


图3 检测结果
Fig.3 The detection result



图4 其他视频帧检测结果
Fig.4 The detection result of other frame