

文章编号: 1001-9081(2005)01-0119-04

## 基于图像分割和加权 Fisher 判据的彩色 IC 图像降维

郭若杉, 彭思龙

(中国科学院自动化所 国家专用集成电路工程中心, 北京 100080)

(ruoshan.guo@mail.ia.ac.cn)

**摘要:**在处理彩色集成电路(IC)图像的过程中,为了降低计算的复杂度,经常需要将彩色图像转换成灰度图像后再进行处理。本文将数据降维中优化判据的思想引入彩色图像到灰度图像的转换中。为了求得最优降维方向,必须寻找一个判据来衡量各个降维方向上形成的灰度图像的质量。文中采用加权的 Fisher 判据来衡量图像的质量。在将图像分割成区域后,判据中的类间距离反映了区域之间的对比度,类内距离反映了区域内部之间的均匀性,权重反映了区域之间的相邻关系。这样将图像降维分成四步,先挑选样本图像,然后用混合高斯模型进行分割,再优化带权重的 Fisher 判据得到最优降维方向,最后利用最优降维方向将彩色图像转换成灰度图像。在对彩色 IC 样本图像进行降维的实验中,该方法能得到比其他方法质量更好的灰度图像。

**关键词:**彩色 IC 图像;降维;图像分割;加权 Fisher 判据;混合高斯模型

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A

## Dimensionality reduction in color IC images based on image segmentation and weighted Fisher criterion

GUO Ruo-shan, PENG Si-long

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

**Abstract:** In order to reduce the complexity of processing of color IC images, a color image is usually transformed into a gray one before further processing. The idea in data dimensionality reduction that the optimal projection direction can be obtained by optimizing a criterion was induced into color to gray transformation in this paper. In order to get the optimal direction, a criterion to evaluate the quality of a gray image obtained by different directions was needed. A new criterion called Weighted Fisher Criterion was proposed. After a color image was segmented into different regions, the new criterion evaluated the quality of an image by encouraging inner-region smoothness and inter-region contrast, especially the contrast between the neighboring regions which could be controlled by weights in the criterion. Thus the transformation from color to gray was divided into four steps, including selecting a color sample image firstly, segmenting it into regions based on Gaussian Mixture Model, and maximizing the Weighted Fisher Criterion to get an optimal direction to transform a color image into a gray one.

**Key words:** color IC image; dimensionality reduction; image segmentation; weighted Fisher criterion; gaussian mixture model

### 0 引言

在集成电路的反向分析中,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上万张。一幅彩色图像由红(R)、绿(G)、蓝(B)三个单通道图像组成,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。对于图像中的每一点,需要将其由三维彩色空间映射到一维灰度空间,这就是通常所说的降维。在一般情况下,彩色图像到灰度图像的转换系数<sup>[1]</sup>是固定的,如 $[0.3, 0.6, 0.1]^T$ 。但这种转换未考虑到图像数据的具体分布,可能会丢失我们期望保持的信息,所以必须针对图像数据的不同分布

采用自适应的降维算法。

设灰度图像  $G_i$  由彩色图像  $C = [I_1, I_2, I_3]$  经变换  $T: R^3 \rightarrow R$  生成。当变换  $T$  是线性且空间平移不变时,有

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

其中变换的参数为  $p = [p_1, p_2, p_3]^T$ , 称为图像数据从三维彩色空间到一维灰度空间的投影方向。

数据降维常被归结为一个优化问题<sup>[2]</sup>。从高维空间到一维空间的投影方向是很多的,为了在多个投影方向中选取一个最优方向,那么首先要有一个判据  $J$  来衡量每个投影方向上的一维数据的质量,然后通过对寻优可以得到该判据意义下的最优投影方向,即

收稿日期:2004-06-04;修订日期:2004-08-27

**作者简介:**郭若杉(1977-)女,四川人,硕士,主要研究方向:图像分割、目标识别、图像融合;彭思龙(1971-),男,安徽泗县人,研究员,博士生导师,主要研究方向:小波理论及应用、图像处理、模式识别、积分方程数值解。

$$p^* = \arg \max_{p \in \{1, \dots, N\}} (J(p))$$

所以数据降维中一个重要的问题是选择合适的判据来反映我们的要求。

主分量分析 (Principal Component Analysis, PCA)<sup>[3]</sup> 是常用的数据降维方法, 它采用的是最简单的判据——方差而该方法寻找到的最优方向为投影方差最大的方向。PCA 方法不需要对样本集进行分类, 实现起来非常简单, 但 PCA 会同时鼓励类间方差和类内方差, 类内方差是数据分类时希望抑制的。

另一类判据称为类别可分离性判据<sup>[2]</sup>, 这类判据衡量的是数据集合中不同类之间的可分性。首先从数据集合中选出一部分作为样本集, 然后对样本集进行分类, 最后在样本集上优化可分性判据并得到最优降维方向。最常用的类别可分性判据为 Fisher 判据, Fisher 判据用类间距离和类内距离的比值来衡量类别之间的可分离性, 非常直观且易于寻优。

图像降维与数据降维存在着不同。数据降维处理的对象为数据集合, 而图像是二维阵列, 还有着空间信息。文献[4]提出了一种矩保持 (Moment-Preserving) 的图像降维方法, 在图像的局部邻域用零到三阶矩保持估计出每个通道的两类均值, 并赋给每个通道与均值差成正比的权重来生成灰度图像。矩保持估计参数有解析表达式, 所以运算较简单, 但各个通道的权重始终取作正数, 这在彩色图像各通道图像之间局部对比度相反时, 就会发生对比度抵消的情况。

由于同一批彩色 IC 图像在颜色和内容上存在很大的相似性, 通过样本图像寻找一个适用于全局乃至整批图像的最佳降维方向成为可能。在数据集合的降维中, 最优降维方向是在样本集上通过对一个判据寻优获得的。我们将这个思想引入图像降维中, 这样图像降维最主要的问题同样是确定一个合适的判据, 以此来衡量图像的质量。区域内部的平滑性和区域之间的对比度是衡量图像质量的两个重要方面, 所以将图像分割成区域后, Fisher 判据也可以用来衡量图像的质量, 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。考虑到图像的空间信息, 本文将权重引入 Fisher 判据来反映区域之间的相邻关系, 称之为带权重的 Fisher 判据。这样我们图像降维的步骤是, 先挑选样本图像, 然后进行分割, 再优化带权重的 Fisher 判据, 最后用最优降维方向将同一批中的彩色图像转换成灰度图像。

## 1 基于图像分割和加权 Fisher 判据的图像降维

在用类别可分性判据对数据进行降维时, 通常先从数据集合中选出一部分作为样本集, 然后对样本集进行分类, 最后计算并优化一个衡量类别可分性的判据得到最优降维方向。我们对图像降维采取了类似的步骤, 即先选取样本图像, 再对图像进行分割, 最后计算并优化一个衡量图像质量的判据, 得到最优降维方向。但在具体的样本的选择, 分类方法, 判据的选择上, 由于图像是二维阵列, 有着空间信息, 所以存在着特殊性, 我们分别从这三个方面来论述。

### 1.1 样本图像的选择

由于同一批彩色 IC 图像的颜色和内容都存在着极大的相似性, 所以从中选取出有代表性的样本图像是比较容易的。我们挑选出彩色样本图像进行降维, 获得最佳降维方向。这样, 大量彩色图像可以先用最佳降维方向转换到灰度图像, 然后直接在灰度图像进行处理即可。

图 1 为一幅典型的 IC 上层图像, 可以看出图像的颜色在全局分布比较均匀。图像主要由单元区和金属导线组成, 对于样本图像有如下要求:

- 1) 含且仅包含整幅图像中的主要元素;
- 2) 各种元素占的比例应与原图像中的大致符合;
- 3) 图像较清晰, 即各种元素的区分度较高。

这样选择的样本图像才能清晰, 全面地反映图像三通道的相互关系。由于提取金属线是 IC 图像处理的重要任务, 所以我们选择局部的金属线区作为样本图像。

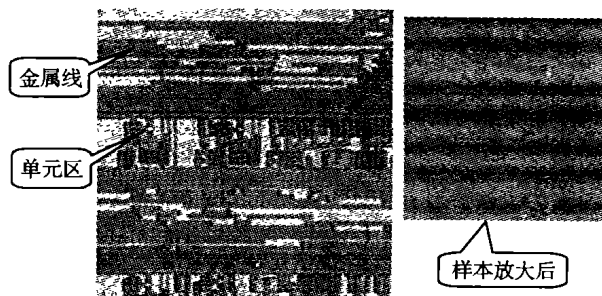


图 1 一幅典型的 IC 图像以及选取的样本图像

### 1.2 样本图像的分割

本文采用混合高斯模型对样本图像进行分割。当彩色图像由不同区域组成时, 同一区域的像素具有颜色的一致性, 不同区域的像素具有一定的颜色区分度, 两个区域的过渡带又存在着彩色上的重合, 此时图像呈现的统计分布可用混合高斯模型 (GMM, Gaussian Mixture Model) 来较为精确地刻画, 使混合高斯中的每一个高斯分布对应着图像中的一个区域。设由彩色样本图像的所有像素形成的样本集为  $\chi$ , 其中每个样本为三维向量, 设其概率分布为  $M$  个高斯分布的混合, 每个高斯分量所占的比例为  $\alpha_i (i = 1, \dots, M)$ , 则

$$p(x | \Theta) = \sum_{i=1}^M \alpha_i p_i(x | \mu_i, \Sigma_i), \quad \sum_{i=1}^M \alpha_i = 1$$

其中第  $i$  个高斯分量为

$$p_i(x | \mu_i, \Sigma_i) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) \right\}$$

其中  $\mu_i, \Sigma_i$  分别均值和协方差矩阵。样本集  $\chi = \{x_1, \dots, x_N\}$  的后验对数概率和参数  $\Theta = \{\alpha_i, \mu_i, \Sigma_i, i = 1, \dots, M\}$  的最大似然估计分别为:

$$L(\Theta | \chi) = \log p(\chi | \Theta) = \sum_{i=1}^N \log p(x_i | \Theta) \quad (2)$$

$$\Theta^* = \arg \max_{\Theta} L(\Theta | \chi)$$

期望 - 最大化 (Expectation-Maximum, EM) 算法是优化式 (2) 的常用算法, 通过以下的迭代步骤得到一个局部最优解 (详细推导和收敛性证明请参见文献[5,6])。

$$\begin{aligned}\alpha_i^n &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p(l | x_j, \theta^{n-1}) \\ \mu_i^n &= \frac{\sum_{j=1}^N x_j p(l | x_j, \theta^{n-1})}{\sum_{j=1}^N p(l | x_j, \theta^{n-1})} \\ \Sigma_i^n &= \frac{\sum_{j=1}^N p(l | x_j, \theta^{n-1}) (x_j - \mu_i^n)(x_j - \mu_i^n)^T}{\sum_{j=1}^N p(l | x_j, \theta^{n-1})}\end{aligned}$$

其中,  $p(l | x_j, \theta^{n-1}) = \frac{\alpha_i^{n-1} p_i(x_j | \mu_i^{n-1}, \Sigma_i^{n-1})}{\sum_{j=1}^k \alpha_i^{n-1} p_i(x_j | \mu_i^{n-1}, \Sigma_i^{n-1})}$  为样本集

合中第  $j$  个元素在已知模型参数  $\theta^{n-1}$  下属于第  $l$  类的后验概率。当用 EM 算法得到 GMM 的最优参数  $\theta^*$  后,用最大后验概率对样本集  $\chi$  进行分类(也即对图像进行分割),第  $j$  个元素的类别  $c_j$  为

$$c_j = \arg \max_l p(l | x_j, \theta^*) \quad (3)$$

类别相同的像素构成一个区域,这样就形成了分割图像。

### 1.3 衡量图像质量的判据——加权的 Fisher 判据

Fisher 判据用类间距离和类内距离的比值来衡量数据集不同类别之间的可分离性,类间距离刻画的是类与类之间的分离程度,类内距离刻画的是每一类的紧凑程度。对于图像而言,图像由多个区域组成,同一个区域内部的对比度和不同区域之间的对比度是衡量图像质量的两个重要方面。将图像分割成多个区域后,一个区域和一个类相对应,类间距离越大,不同区域之间的对比度越好,类内距离越小,同一个区域内部的平滑性越好。所以 Fisher 判据可以用于图像质量的评价。

设将彩色样本图像  $C$  分割成  $M$  个区域  $R_1, R_2, \dots, R_M$ , 则衡量类内距离的离散度矩阵  $s_w$  和衡量类间距离的离散度矩阵  $s_b$  分别为

$$\begin{aligned}s_w &= \sum_{i=1}^M \alpha_i \cdot \Sigma_i \\ s_b &= \sum_{i=1}^M \alpha_i (\mu - \mu_i)(\mu - \mu_i)^T\end{aligned}$$

$\alpha_i$  是第  $i$  类的样本占总体的比例,  $\mu_i, \Sigma_i$  分别为第  $i$  类的均值和协方差矩阵,  $\mu$  为总体均值。这些参数可以在分割图像上计算得到。但因为我们的分割图像是由混合高斯模型得到的,所以  $\{\alpha_i, \mu_i, \Sigma_i, i = 1, \dots, M\}$  可以直接取作混合高斯模型的参数。当投影方向为  $p$  时, Fisher 判据  $J_F$  为

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

区域和类不同的地方是,不同类之间的关系是相同的,而不同区域之间却有着空间位置的关系。在 Fisher 判据中,对所有的类一视同仁,所以赋给每个类相同的权重。我们考虑到图像区域之间的相邻关系,将权重引入类间离散度矩阵  $s_b^*$  和类内离散度矩阵  $s_w^*$  的计算中,称修改后的判据为加权的 Fisher 判据  $J_{WF}$ ,即

$$s_w^* = \sum_{i=1}^M w_i \cdot \alpha_i \cdot \Sigma_i \quad (4)$$

$$s_b^* = \sum_{i,j} w_{ij} (\mu_i - \mu_j)(\mu_i - \mu_j)^T \quad (5)$$

$$J_{WF}(\chi, p) = \frac{p^T s_b^* p}{p^T s_w^* p}$$

$w_i$  为赋予第  $i$  个区域的区域内距离的权重,  $w_{ij}$  为赋予第  $i$  个区域和第  $j$  个区域之间距离的权重。对一般图像,权重  $w_{ij}$  如下选取

$$w_{ij} > w_{mn},$$

$$\text{当 } neighbor(i, j) = 1 \text{ 且 } neighbor(m, n) = 0 \text{ 时} \quad (6)$$

其中  $neighbor(i, j) = 1$  表示图像中  $R_i$  和  $R_j$  这两个区域相邻,这样选取权重的目的是鼓励相邻的区域之间的差别,鼓励明显的边缘。区域是否相邻可以通过计算区域位置之间的距离变换得到。该判据下的最优降维方向  $p^*$  为矩阵  $s_w^{*-1} s_b^*$  最大特征值对应的特征向量。

## 2 实验结果

图 2(a) - (c) 为图 1 的样本图像的三通道分量图像。实验中对样本图像用了类别数为 3 的 GMM,三类物体分别代表线,线两边的槽以及背景,见图 2(d)。用 EM 算法求出 GMM 的参数  $\theta^* = \{\alpha_i^*, \mu_i^*, \Sigma_i^*, i = 1, 2, 3\}$ 。按式(3)对图像进行分类,即给图像中每个像素一个类别的标号。为了更好地利用权重来达到控制目标,需要利用先验知识对分割图像中的各个标号进行识别,以识别出标号和三类物体的对应关系。

(1) 线的识别,先利用线的局部特征进行线的提取(例如一条水平亮线的特征为上方邻域有一条正边缘,下方邻域有一条负边缘)。由于是利用局部特征进行线提取,线所形成的区域和用颜色进行分类的结果不完全相同,但两者之间有很大的重合,为此我们将大部分利用局部特征提取出的线的标号取做颜色分类中线的标号。

(2) 背景和槽的识别:背景的特征是和线不相邻,槽的特

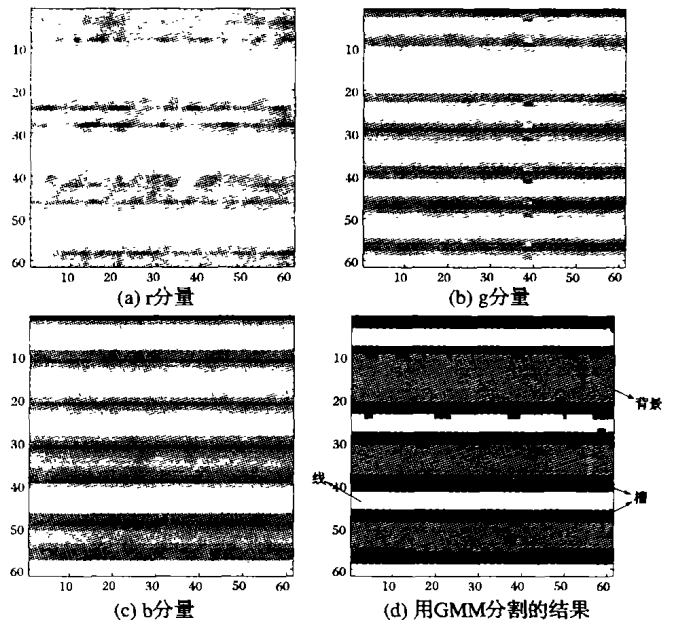


图2 彩色 IC 图像的三通道图像及用 GMM 分割结果

征为线相邻。识别出线后,在线所形成的二值图上作距离变换,计算剩下两类物体离线的平均距离,距离小的取作槽,距离大的取作背景。虽然颜色分类的结果存在噪声,但平均距离也能够正确的识别出背景和槽。

识别出各种物体后,假设标号为  $i = 1, 2, 3$  的区域分别对应着线、槽和背景。按照式(6)的规则来选取权重。因为线和槽相邻,和背景不相邻,而且线是 IC 图像中最重要的部分,所以线和槽的对比度最为重要,所以我们选择权值:  $[w_1, w_2, w_3] = [1, 1, 1]$ ,  $[w_{12}, w_{23}, w_{31}] = [8, 1, 2]$  即将线和槽的权重取得最大,背景和槽的权重其次,背景和线不相邻,权重取得最小。

在估计出 GMM 的参数和确定出权重后,利用式(4)和式(5)计算出  $s_w^*, s_b^*$ , 则最优降维方向  $p^*$  为矩阵  $s_w^{*-1} s_b^*$  最大特征值对应的特征向量。所以为了寻找一批彩色图像的最佳灰度转换系数  $p^*$ , 整个实验步骤如图 3 所示:



图3 彩色 IC 图像最优降维方向的选取流程图

设灰度图像  $G_p$  由彩色图像  $C = [I_1, I_2, I_3]$  和降维方向  $p = [p_1, p_2, p_3]^T$  生成, 即

$$G_p = \sum_{i=1}^3 p_i I_i$$

则灰度图像的概率分布为三维 GMM 在  $p$  方向的边缘分布, 即一维混合高斯分布, 设其参数为  $\Theta^p = \{\alpha_i^p, \mu_i^p, \sigma_i^p, i = 1, 2, 3\}$ , 则

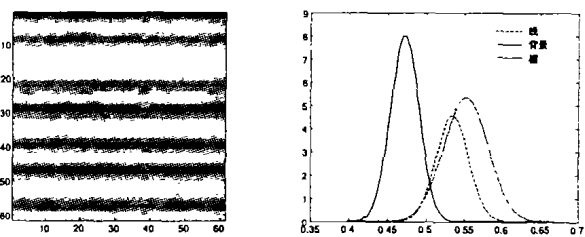
$$\alpha_i^p = \alpha_i^* ; \quad \mu_i^p = p^T \mu_i^* ; \quad \sigma_i^p = p^T \Sigma_i^* p \quad (7)$$

对于用各种方法得出的降维方向  $p$ , 我们既可以比较由  $p$  形成的灰度图像, 也可以比较  $p$  方向对应的概率分布函数 (Probability Distribution Function, PDF) 曲线, 见图 4。根据式(7) 绘制出方向  $p$  的一维混合高斯的 PDF 曲线, 从 PDF 曲线上可以直观地看出, Fisher 判据所利用的类间差和类内差, 和真正灰度图像所表现的均匀性和对比度, 有着很好的吻合。用  $J_{wf}$  得到的图像, 其线的均匀性以及背景和槽的对比度, 相比于 PCA 方法得到的灰度图像有了提高, 比一般灰度转换系数的结果更要好得多, 表现在 PDF 曲线上, 线的方差更小, 而背景和槽的均值差更大。在用  $J_f$  方法求出的灰度图像上, 对比度最大的为不相邻的线和背景,  $J_{wf}$  加强了相邻元素的对比度的权重, 特别是线和槽的对比度权重, 使得形成的灰度图像上线和槽的对比度最大, 更符合图像质量的要求。

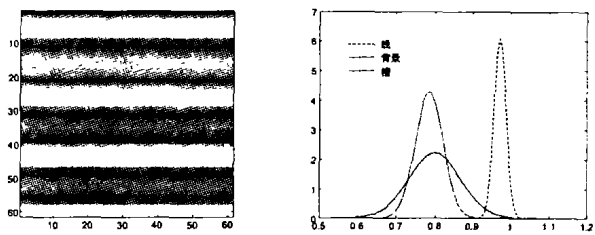
### 3 结语

为了将彩色图像转换到灰度图像以降低后续处理的复杂度, 本文提出了基于图像分割和加权 Fisher 判据的图像降维方法。首先用混合高斯模型将图像分割成不同区域, 然后用 Fisher 判据中的类间距离和类内距离来分别衡量区域之间的对比度和区域内部的均匀性, 并在 Fisher 判据中引入权重来鼓励相邻区域的对比度。由于同一批彩色 IC 图像在颜色和 content 上存在着很大的相似性, 所以仅选取其中有代表性的样

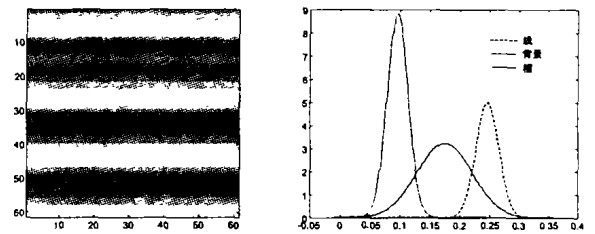
本图像进行降维获得最优降维系数, 同一批彩色图像可以先用最佳降维系数转换到灰度图像, 然后直接在灰度图像进行处理即可。



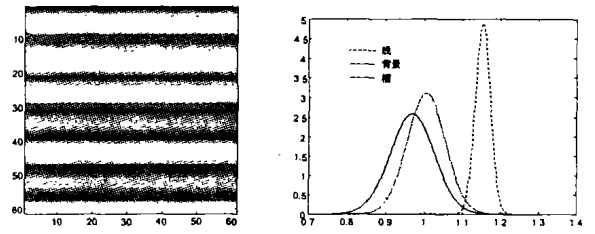
(a) 标准的彩色转灰度结果及一维PDF曲线



(b) PCA方法变换后的灰度图像及其一维PDF曲线



(c) 基于分割图像和Fisher判据  $J_f$  的变换结果及其PDF曲线



(d) 基于分割图像和加权Fisher判据  $J_{wf}$  的变换结果及其PDF曲线

图4 用各种方法转换的灰度图像及多维 GMM 在各自投影方向上的一维 PDF 曲线

### 参考文献:

- [1] SHARMA G, TRUSSELL HJ. Digital Color Imaging [J]. IEEE Trans. Image Processing, 1997, 6(7): 901 - 932.
- [2] 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [3] JOLLIFFE IT. Principal Component Analysis [M]. New York: Springer-Verlag, 1986.
- [4] YANG CK, TSAI WH. Reduction of Color Space Dimensionality by Moment-Preserving Thresholding and Its Application for Edge-Detection in Color Images [J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(5): 481 - 490.
- [5] BILMES JA. A Gentle Tutorial of the EM Algorithm and its Application to Parameter Estimation for Gaussian Mixture and Hidden Markov Models [R]. Technical Report ICSI-TR-97-021. University of Berkeley, 1998.
- [6] XU L, JORDAN MI. On Convergence Properties of the EM Algorithm for Gaussian Mixture [J]. Neural Computation, 1996, 8(1): 129 - 151.