

# 基于极大似然估计的织物图像分割

孙 麒

(浙江理工大学信息学院, 杭州 310018)

**摘 要:** 为了实现利用机器视觉技术进行织物图像检测,对织物图像的分割进行了研究。提出一种基于从图像中检测直线段或者曲线段的边缘检测方法,基本思路是利用极大似然法评估出边缘像素点的边缘切线方向,然后逐点连接切线倾角变化微小的相邻边缘像素得到线段。由于在相邻像素间移动模板时,只有模板边缘行列的像素对新的评估产生影响,进一步给出了加速策略。实验结果表明,针对有较好对比度的灰度织物图像,该方法在图像分割中是一种实用的方法。

**关键词:** 图像分割; 边缘检测; 线段检测; 极大似然估计

**中图分类号:** TP391.4

**文献标志码:** A

## 0 引 言

计算机技术的不断发展,使各行各业许多繁琐的工作可以从简单的重复劳动中解放出来。纺织企业在生产过程中,仅是依靠肉眼对织物图案的整体风格、造型等进行分析研究,往往受到主观因素的影响,存在着不确定性,而借助计算机视觉检测技术,其评价相对客观、稳定。

随着纺织业的发展,针对织物图像的分割研究的越来越多,例如 mean-shift 算法<sup>[1]</sup>、K-means 聚类<sup>[2]</sup>等在聚类的基础上进行区域合并实现分割。本文依据极大似然估计理论,提出了一种基于极大似然估计的从图像中抽取线段的图像边缘检测方法,并运用于织物图像的分割。基本思路是采用极大似然法<sup>[3]</sup>估计出边缘像素点的边缘切线方向,然后逐点连接切线倾角变化微小的相邻边缘像素得到线段。极大似然估计方法由于在相邻像素间移动估计模板时,只有模板边缘行列的像素对新的评估产生影响,基于这个特性,进一步给出加速策略。本文提出的算法具有良好的局部性,能够很好地判断出直线或者曲线间断的情况,从时间复杂度看,该方法在

加速后,使得检测连续边缘点切线倾角的时间效率等同于枚举一个梯度算子。

## 1 基本思想

人类视觉总是倾向于从光照、纹理或者色彩对比强烈的地方去辨别出不同物体的边缘<sup>[4-6]</sup>,假定图像中构成边缘的线段在其邻域沿着边缘切线方向剖分为不同两个区域 A 和 B,从纹理或者色彩对比的角度来讲,A、B 两区域一般根据下面两种情况区别开来:a) A 和 B 区域像素灰度均值有明显差异;b) A 和 B 区域像素灰度方差均值有较大差异。基于这样的认识,有下面的结论:假定  $q$  为灰度图像上某边缘像素点,在  $q$  点沿着不同倾角  $\theta_i (\theta_i \in [0, 360])$  将邻域  $R$  剖分为  $A_i$  和  $B_i$  两个不同区域,设  $R$  内像素个数总和为  $n$ ,像素灰度均值为  $c$ ,均方差为  $\delta$ , $A_i$  和  $B_i$  区域的像素灰度值和为  $\sum f_{A_i}$  和  $\sum f_{B_i}$ ,均方差和为  $\sum \delta_{A_i}$  和  $\sum \delta_{B_i}$ ,记  $\xi_i = (1 - \omega) \max(\sum \delta_{A_i} / \sum \delta_{B_i}, \sum \delta_{B_i} / \sum \delta_{A_i}) + \tau * \omega * || \sum f_{A_i} - \sum f_{B_i} ||$ ,  $\omega \in [0, 1]$  为权值,  $\tau = 2/n$ ,则  $\theta_k = \max_i \arg(\xi_i)$  即为  $q$  点的边缘切线方向。

收稿日期: 2012-09-30

基金项目: 浙江省教育厅资助项目(Y200909797)

作者简介: 孙 麒(1977-),女,浙江诸暨人,副教授,主要从事模式识别与图像处理方向的研究。

根据这个结论,采用极大似然估计方法判断某像素点  $P$  的边缘切线方向分为两个步骤:a) 确定  $p$  是一个边缘点,即  $\exists \xi^p$ ,使得  $\xi^p > \lambda$ ;b) 确定  $p$  点最大边缘切线方向  $\theta_k = \max_i(\xi_i^p)$ ,其中  $\xi_i^p$  表示像素  $p$  边缘为倾角  $\theta_i$  的极大似然函数  $\xi$ 。对于步骤 a),阈值  $\lambda$  针对不同的纹理不同,为了避免了  $\lambda$  的选择问题,同时也为了使本文算法与 Hough 变换的输入一样,易于比较,本文采用 Canny 算子<sup>[7]</sup> 检测出图像的边缘像素。对于步骤 b),在确定  $p$  是边缘点后, $p$  处所有的  $\xi_i^p$  中取最大值的  $\theta_i$  方向即为边缘倾角方向  $\theta_k$ ,可枚举并比较得到  $\theta_k$ 。在枚举的过程中,可预先计算出不同的角度的模板。假设白色和黑色的部分分别代表区域  $R$  的两个剖分 A、B,分别计算黑色部分和白色部分的均方差和的比值,以及两部分的像素均值和之差与  $\tau$  的积,加权求和得到  $\xi_i^p$ 。

灰度图像经边缘检测后得到二值图像,对每个边缘像素采用极大似然方法计算其边缘切线方向,如果相邻的两个边缘像素切线方向分别为  $\theta_k^1$  和  $\theta_k^2$ ,如果  $\|\theta_k^1 - \theta_k^2\| \leq \epsilon$ ,则认为这两个相邻像素在同一条线段上,进行连接并延伸,这即为本文基于极大似然法的线段检测算法的基本思想。

## 2 算法实现

基于基本思想,给出极大似然估计的线段检测方法的算法步骤:

2.1 对给定的灰度图像  $I_G$ ,采用边缘检测方法得到二值图像  $I_B$ , $I_B$  中的非零像素值点为边缘像素点,记为集合  $F$ ,设其个数为  $j(j \in [0, m])$ ;

2.2  $\forall p_j \in F$ ,采用极大似然法估计其边缘切线方向  $\theta_k$ ,记为  $\theta_k^j$ ,其中  $j \in [0, m]$ ;

2.3 设最后所求线段集合为  $E_u$ ,执行:

a)  $u = 0$ ;

b) 如果  $F$  中存在边缘点没归入任何一条线段,则任意选取一个边缘点  $p_j \in F$ ,其边缘切线方向为  $\theta_k^j$ ,记与  $p_j$  直接相邻的点为  $p_{j0}, p_{j1}, \dots, p_{jl}$ ;把  $p_j$  放入集合  $E_u$ ,从  $F$  中删除  $p_j$ ,同时把  $p_{j0}, p_{j1}, \dots, p_{jl}$  加到队列  $Q$ ;

c) 若  $Q$  不空,取队列  $Q$  的头部节点像素  $p_{jl}$ ,若  $p_{jl}$  的边缘方向  $\theta_k^l \in [\theta_k^j - \epsilon, \theta_k^j + \epsilon]$ ,则认为  $p_{jl}$  与  $p_j$  在同一条线段上,把  $p_{jl}$  放入集合  $E_u$ ,同时把  $p_{jl}$  所有直接相邻像素加入队列  $Q$  中,从  $F$  和  $Q$  中删除  $p_{jl}$ ;如果  $p_{jl}$  的边缘方向  $\theta_k^l \notin [\theta_k^j - \epsilon, \theta_k^j + \epsilon]$ ,直接从  $F$  和  $Q$  中删除  $p_{jl}$ ;

d) 循环执行步骤 c,直到队列  $Q$  为空;

e)  $u^{++}$ ,回到步骤 b,继续对  $F$  处理,直到所有点从  $F$  中删除;

f) 最后得到  $u$  个线段的集合  $E_u$ 。

## 3 算法加速策略

在上述算法中,步骤 2.2 比较耗时,假定极大似然估计法模板的大小为  $N \times N$ ,枚举 360 范围的角度跨度为  $\theta_{span}$ ,则对  $F$  中所有点求边缘方向所需时间为:  $m \times N \times N \times (360/\theta_{span})$ 。注意到下面两个情况:a) 大多数情况下,直接凭借灰度对比就能判断边缘以及其倾角方向<sup>[4-5]</sup>,如果不考虑均方差的影响,则函数  $\xi$  仅依赖于模板 A、B 区域像素灰度值和之差。b) 步骤 2.3b 中,算法在判断像素是否在同一线段上时,模板总是在  $3 \times 3$  邻域的 8 个方向平移(图 1(b) 所示)。基于上面两个依据,这里给出加速方法。

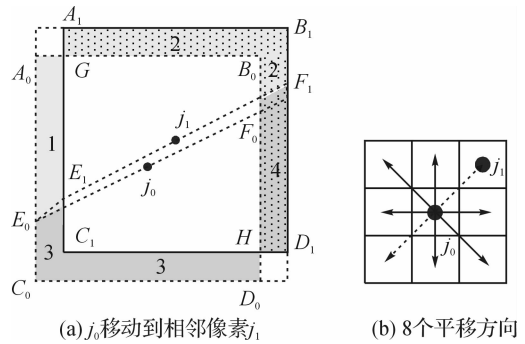


图 1  $j_0$  移动到相邻像素  $j_1$ ,模板区域的变化情况

如图 1(a) 所示, $A_0B_0C_0D_0$  为边缘像素  $j_0$  处所占的区域  $R$ , $R$  按照某个倾角  $\theta_i$  剖分为 A、B 两部分,分别为梯形  $A_0B_0F_0E_0$  以及  $F_0E_0C_0D_0$  所示。记  $\sum_{ABCD}$  和  $\sum_x (x \in (1, 2, 3, 4))$  分别表示四边形 ABCD 以及数字  $x$  表示区域的像素灰度值和,不考虑均方差和的影响,则  $j_0$  处倾角为  $\theta_i$  的边缘似然概率函数为  $\xi_{\theta_i}^{j_0} = \left| \sum_{A_0B_0F_0E_0} - \sum_{F_0E_0C_0D_0} \right| * \tau$ 。假如  $j_1$  在  $j_0$  右上方,则  $A_1B_1F_1E_1$  与  $F_1E_1C_1D_1$  分别为  $j_1$  处 A、B 所占区域。由图 1(a) 可以看出, $GB_0F_0E_1$  为  $A_0B_0F_0E_0$  与  $A_1B_1F_1E_1$  的公共区域,在计算  $\xi_{\theta_i}^{j_1}$  时, $GB_0F_0E_1$  部分的像素和不用重新计算,即只减少了区域 1 的像素并增加了区域 2 的像素。 $E_1F_0HC_1$  以及区域 3 和 4 类似。那么,  $\xi_{\theta_i}^{j_1}$  可表示为  $\xi_{\theta_i}^{j_1} = \xi_{\theta_i}^{j_0} + \left| \sum_2 - \sum_1 + \sum_4 - \sum_3 \right| * \tau$ 。由于  $j_1$  与  $j_0$  是相邻像素,区域 1、2、3、4 只有 0 或者 1 个像素宽,则计算后续相邻像素  $\xi$  时间为  $2 * N$  或者  $4 * N$ ,时间开销由  $O(N^2)$  下降为  $O(N)$ 。

## 4 实验以及分析

极大似然估计法的根本思路是根据相邻边缘像素切线方向的差来判断是它们否位于同一线段上,这点与链码<sup>[3,8]</sup>类似。但由于极大似然估计法考虑了邻域灰度比较,因此比链码在判断像素是否属于同一线段更鲁棒。抽取线段方面,由于直线段边缘像素的切线方向基本没有变化,而曲线或者弧线的边缘像素的切线方向会有细微的变化(曲线越弯曲,相邻像素切线方向变换越大),则通过设置算法中不同 $\epsilon$ 的值可以把直线段和曲线段检测区分开来。

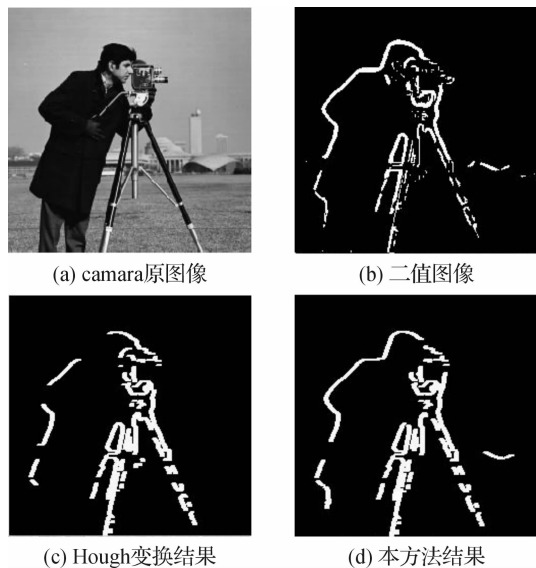


图2 本文方法与 Hough 变换提取主要轮廓的效果比较

图像边缘的提取,就是把物体主轮廓从图像中抽取出来,图2给出了极大似然估计法与 Hough 变换提取出主要图像边缘的比较。图2(a)为 camara 原图像,图2(b)为 Canny 检测得到的二值图像,图2(c)为 Hough 变换提取出的主要轮廓,Hough 变换在参数空间得到直线参数峰值后,变换回图像坐标系中,根据像素到直线的距离, $H$ 取不同值时的直线段检测结果,这里 $H$ 取值为5。图2(d)为本文方法的结果,模板大小 $N$ 取值为15,角度枚举跨度 $\theta_{span}$ 为10度,参数 $\epsilon$ 取值为40。由比较结果可以看出,两种方法都很好的去掉了局部扭结的边缘,抽取出了主要轮廓。

本文方法相对于 Hough 变换的优势有两方面:一采用 Hough 变换检测到直线或者曲线后,还需要进一步采用链码等连通判断的方式才能得到线段,如果图像比较复杂,则后续的连通判断过程比较繁琐,那么在不考虑附加算法操作的情况下,极大似然法比 Hough 变换能更好的检测到线段间断的情况;

二检测高阶曲线方面,Hough 变换需要进行图像空间到参数空间的转换,时间复杂度上会因为参数的增加而使时间复杂度呈幂级数增加。例如要从图像中检测一个圆,需要在参数空间枚举圆心 $(a, b)$ 以及半径 $r$ 三个参数,统计峰值的时间复杂度为 $O(n^3)$ ,而极大似然法检测圆弧的时间复杂度与检测直线段一样,只在图像空间中进行,依然为 $O(n^2)$ 。因此,在灰度对比情况下的高阶曲线段检测方面,本文算法比 Hough 变换具有一定优势。

将本方法应用在织物图像的分割中,实验选取的织物样图如图3(a)所示,其大小为 $512 \times 512$ ,灰度值为 $0 \sim 255$ ,分割结果如图3(b)所示,结果是本文算法能够很好地分出织物图案的边缘,得到理想的分割效果。

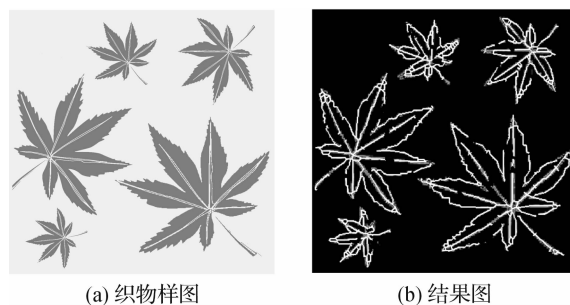


图3 织物图像分割结果

## 5 总结

本文给出了一种基于极大似然法的线段检测算法,并将其运用于织物图像分割中。实验结果表明,该算法能在分割织物图像中检测到花色,并且明确其大小和位置,最后得到较为准确、逼真地图像分割结果。另外,极大似然法检测线段需要织物的灰度图像作为输入,并且要求边缘处沿着倾角切线方向具有一定的灰度对比,这会是本文方法在应用方面的一个限制。

## 参考文献:

- [1] 诸葛振荣,徐敏,刘阳飞. 基于 MeanShift 的织物图像分割算法[J]. 纺织学报, 2007, 28(10): 108-111.
- [2] 李鹏飞,张宏伟. 基于 K-means 聚类的纺织品印花图案区域分割[J]. 西安工程大学学报, 2008, 22(5): 551-554.
- [3] Kenneth R Castleman. 数字图像处理[M]. 朱志刚,林学刚,石定机,等译. 北京:电子工业出版社, 2004.
- [4] Bouthemy P. A maximum-likelihood framework for determining moving edges[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(5):

- 499-511.
- [5] Kahn P. Local determination of a moving contrast edge [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(4): 402-409.
- [6] BOVIK A C. Handbook of Image and Video Processing [M]. 2nd Ed. New York: Academic Press, 2005.
- [7] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(16): 679-698.
- [8] Freeman H. On the encoding of arbitrary geometric configurations[J]. IRE Trans Electronics and Computers, 1961, 10(2): 260-268.

## Textile Image Segmentation Based on the Maximum Likelihood Algorithm

SUN Qi

(School of Informatics, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** To detect the textile image by machine vision technology, this thesis studies segmentation algorithm of textile image. Besides, it presents a maximum likelihood algorithm to detect line segments and curve segments. The theory of the proposed method is that adjacent pixels are connected to segments when their tangent directions are nearly equal. This thesis enumerates predetermined masks on several directions to estimate tangent direction of edge pixels. In addition, it gives the acceleration strategy. The results show that it is more effective in segmentation of textile image on the condition of higher gray contrast.

**Key words:** image segmentation; edge detection; line segment detection; maximum likelihood

(责任编辑: 陈和榜)