第 27 卷 第 2 期 纺 织 学 报 Vol.27 No.2
2006 年 2 月 Journal of Textile Research Feb. 2006

文章编号:0253-9721(2006)02-0033-04

基于最小风险贝叶斯决策的织物图像分割

包晓敏,汪亚明
(浙江理工大学 计算机视觉与模式识别中心,浙江 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。依据最小风险贝叶斯决策理论,提出了一种基于最小风险贝叶斯决策的图像分割方法。首先建立图像分割的最小风险贝叶斯决策模型,对灰度级类条件概率密度估计出其符合正态分布的数学期望和方差以及损失函数,再依据最小风险贝叶斯决策理论对图像中的每一像素点进行目标图像和非目标图像的类别判断,从而实现目标图像的提取。实验结果表明,该方法在图像分割中是一种实用和成功的方法。

关键词 图像分割;贝叶斯决策;损失;风险
中图分类号:TS101.1 文献标识码:A

Image segmentation based on the minimum risk Bayes decision

BAO Xiao-min, WANG Ya-ming
(*Research Center for Computer Vision and Pattern Recognition, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China*)

Abstract For using machine vision technology to detect textile image, segmentation way of textile image is researched. By the minimum risk Bayes decision theory, this paper develops a new way of image segmentation: establish the mathematics model of image segmentation; estimate the probability density of grey scales and figure out its math-expectation and square difference that accord with normal distribution and the loss function; and judge the every pixel dot in the image according to the minimum risk Bayes decision theory and determine whether it is of target or non-target images, thereby realizing the extraction of the target image. The experimental results indicate that the method is efficient and practicable.

Key words image segmentation; Bayes decision; loss; risk

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。

利用计算机视觉技术进行织物图像分割,就是由计算机自动识别和理解所摄入的织物图像,并对采集的织物图像进行信息分析。

图像分割方法主要有 2 大类:基于轮廓的方法和基于区域的方法。前者利用图像中的不连续性检测物体的边缘或轮廓,从而达到分割图像的目的;后者依据某种相似性判决标准,考察像素间的相似程度,将图像的像素划分到不同类中,形成不同的区域,最终达到分割结果。随着纺织工业的发展,对织物疵点的检测及图像分割的研究越来越多。目前主要有有限元分割法[1]和在聚类的基础上进行区域合并实现分割的方法[2];还有使用局部熵进行织物疵点检测[3]及利用 Wiener 滤波器对织物图像分解提取特征值进行疵点检测的方法[4]。本文依据最小风险贝叶斯决策理论,提出了一种基于最小风险贝叶斯决策的图像分割方法。

1 基于轮廓的边缘检测

图像提供了一个二维的数组或矩阵,它的元素记录了对应物体表面的特征值,而这些像素值的二维分布表征物体的对应点的空间分布。图像分割的

收稿日期:2005-01-26 修回日期:2005-10-09
作者简介:包晓敏(1965-),女,副教授,学士。主要研究领域为计算机图像处理及应用等。

算法很多,常用的有区域阈值法[5]和边缘检测法等。由于物体和背景的灰度级分布是有交叠的,有时无论如何选择阈值总会造成误分类。而边缘轮廓是组成物体外形的一个重要部分,由于不同物体有不同的色彩或灰度,因此物体轮廓往往发生在色彩或灰度突变的地方,所以从图像上检测灰度的突变处常常成为寻找表面边缘或轮廓的基本方法[6]。常用的边缘检测算法有 Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子和 Canny 算子等。

1.1 Roberts 算子

把图像看成二维灰度的函数 $f(x, y)$,则在 f 突变的地方,它存在最大的空间梯度变化值。根据这一原理可采用一阶微分、二阶微分来处理边缘。

梯度法边缘算子为一阶微分操作又称为梯度算法,对于(x, y)点,它的灰度变化在 x, y 方向可表示为 $\left|\begin{array}{l} f_x = \dfrac{\partial f}{\partial x} \\ f_y = \dfrac{\partial f}{\partial y} \end{array}\right.$,梯度的变化大小为 $\sqrt{f_x^2 + f_y^2}$,称为边缘强度值,方向为 $\arctan = (f_x, f_y)$,采用 45°,135°交叉的像素之差来表示,称为 Roberts 算子。

对于数字图像,Roberts 交叉算子为梯度幅值计算提供了一种简单的方法:$\Delta x = f(i+1, j+1) - f(i, j)$,$\Delta y = f(i+1, j) - f(i, j+1)$,$M = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$。其差分值将在内插点$[i+1/2, j+1/2]$处计算。Roberts 算子是该点的连续梯度的近似值,而不是所预期点$[i, j]$处的近似值。

1.2 Sobel 算子

Sobel 算子,采用 3×3 领域可以避免在像素之间内插点上计算梯度。点$[i, j]$周围的排列如下:

a_0	a_1	a_2
a_7	i, j	a_3
a_6	a_5	a_4

Sobel 算子也是一种梯度幅值:$M = \sqrt{s_x^2 + s_y^2}$,其中的偏导数用下式计算:$s_x = (a_2 + ca_3 + a_4) - (a_0 + ca_7 + a_6)$,$s_y = (a_0 + ca_1 + a_2) - (a_6 + ca_5 + a_4)$,其中常数 c 为 2。这一算子把重点放在接近模板中心的像素点。

1.3 Prewitt 算子

Prewitt 算子与 Sobel 算子的方程式完全一样,只是常数 c 为 1。由此可见,与 Sobel 算子不同,Prewitt 算子没有把重点放在接近模板中心的像素点。

1.4 Canny 算子

Canny 算子是高斯函数的一阶导数,是对信噪比与定位之乘积的最优化逼近算子。在抗噪声干扰和精确定位之间选择了一个最佳方案。

2 最小风险贝叶斯决策的数学模型

织物图像检测中的图像分割,也就是要把织物图案提取出来,即需判定图像中的每一点是否为花色边缘轮廓,故本文提出了一种基于最小风险贝叶斯决策的图像分割方法。

在分类问题中,往往希望尽量减少分类的风险。从这样的要求出发,利用概率论中的贝叶斯公式[7],就能得出使风险为最小的分类规则,称之为最小风险贝叶斯决策。

类别的状态是一个随机变量,而某种状态出现的概率是可以估计的。在 2 种类别(设类别为 ω_1 和 ω_2)的判定中,识别前已知先验概率 $P(\omega_1)$ 和 $P(\omega_2)$,且 $P(\omega_1) + P(\omega_2) = 1$,合理的决策规则应为若 $P(\omega_1)$大于 $P(\omega_2)$,则做出属于 ω_1 的判断;若 $P(\omega_1)$小于 $P(\omega_2)$,则做出属于 ω_2 的判断。显然如果仅仅按照先验概率决策就会把所有类别都归类于一类,而根本未达到正常分开来的目的,这是由于先验概率提供的分类信息太少。为此还必须利用所观测到的信息,由其特征抽取而得到 d 维观测向量,$x = [x_1, x_2, \cdots, x_d]^T$,且已知类条件概率,$p(x|\omega_1)$是 ω_1 类状态下观察特征 x 的类条件概率密度,$p(x|\omega_2)$是 ω_2 类状态下观察特征 x 的类条件概率密度。利用贝叶斯公式:

$$P(\omega_i | x) = \frac{p(x | \omega_i) P(\omega_i)}{\sum_{j=1}^{2} p(x | \omega_j) P(\omega_j)}$$

得到的条件概率 $P(\omega_i | x)$ 称为状态的后验概率。

设各种类别的状态服从正态分布,正态分布的概率是 $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$,其中 μ 为正态分布的数学期望值,σ^2 为正态分布的方差值。故

$$p(x | \omega_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}$$

$$p(x | \omega_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}$$

由此推出:

$$P(\omega_1 \mid x) = \frac{p(x \mid \omega_1) P(\omega_1)}{\sum_{j=1}^{2} p(x \mid \omega_j) P(\omega_j)}$$

$$P(\omega_2 \mid x) = \frac{p(x \mid \omega_2) P(\omega_2)}{\sum_{j=1}^{2} p(x \mid \omega_j) P(\omega_j)}$$

最小错误率的贝叶斯决策规则为:如果 $P(\omega_1 \mid x)$大于 $P(\omega_2 \mid x)$,则把 x 归类于状态 ω_1;反之则把 x 归类于状态 ω_2。

使错误率达到最小是很重要的。但实际上有时需要考虑一个比错误率更为广泛的概念——风险,而风险又和损失紧密相连。在决策论中称采取的决定为决策或行动,所有可能采取的各种决策组成的集合称决策空间或行动空间。而每个决策或行动都将带来一定的损失,它通常是决策和自然状态的函数,损失函数为 $\lambda(\alpha_i, \omega_j)$,其中 $\alpha_i (i=1,2)$ 为决策,$\omega_j (j=1,2)$ 为类别。

在考虑错判所造成的损失时,就不能仅仅根据后验概率的大小来做决策,而必须考虑所采取的决策是否使损失最小。因此在采取决策情况下的条件期望损失(又称条件风险) $R(\alpha_i \mid x)$为:$R(\alpha_i \mid x) = E[\lambda(\alpha_i, \omega_j)] = \sum_{j=1}^{2} \lambda(\alpha_i, \omega_j) p(x \mid \omega_j)$,$i = 1,2$。

在考虑错判带来的损失时,自然希望损失最小。如果在采取每一个决策或行动时,都使其条件风险最小,则做出决策时,其期望风险也必然最小。这样的决策就是最小风险贝叶斯决策,规则为:如果 $R(\alpha_k \mid x) = \min_{i=1,2} R(\alpha_i \mid x)$,则决策为 α_k。

3　最小风险贝叶斯决策的图像分割

基于最小风险贝叶斯决策的图像分割,对读入的原始灰度级图像,设定目标图像(即非边缘轮廓)为类别 ω_1,非目标图像(即边缘轮廓)为类别 ω_2,从直方图中发现它们的灰度级类条件概率密度分布基本满足正态分布,并从直方图中估计出目标图像和非目标图像的数学期望 μ_1、μ_2 和方差 σ_1^2、σ_2^2,以及损失函数 $\lambda(\alpha_i, \omega_j)$,同时计算出目标图像和非目标图像在整幅图像中所占比例,即目标图像和非目标图像的先验概率 $P(\omega_1)$和 $P(\omega_2)$,再对图像中灰度值为 x 的每一点,首先计算出后验概率,然后计算采取不同决策 α_i 下的条件风险 $R(\alpha_i \mid x)$,最后根据最小风险贝叶斯决策进行目标图像与非目标图像的判定[8]:$R(\alpha_1 \mid x)$大于 $R(\alpha_2 \mid x)$,则选择决策为 α_2,判定类别为 ω_2;否则反之。

4　图像分割结果

用数码照相机 Olympus Stylus 400 Digital(分辨率为2 272 × 1 704)拍摄的织物样图如图 1 所示,将其存入计算机。实验图像为 JPEG 图像,大小为348 × 365,灰度值为 0 ~ 255。从直方图中估计出 μ_1 为 155,σ_1 为 0.1,μ_2 为 105,σ_2 为 0.1,计算得 $P(\omega_1)$为 0.423 1,$P(\omega_2)$为0.576 9,依据最小风险贝叶斯决策理论进行图像分割。最小风险贝叶斯决策理论分割图像如图 2 所示。边缘检测算法如图 3 所示。

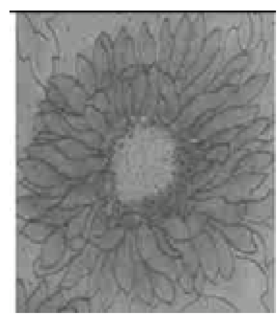
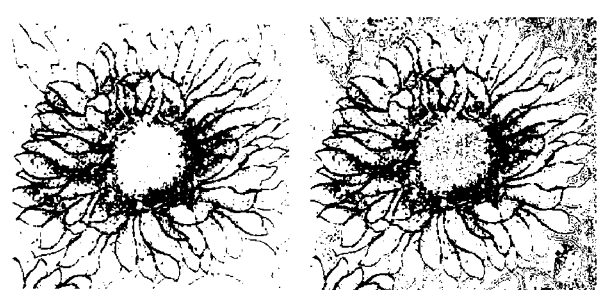


图 1　织物样图



(a) $\lambda(\alpha_1,\omega_1)=10$, $\lambda(\alpha_1,\omega_2)=1$, $\lambda(\alpha_2,\omega_1)=1$, $\lambda(\alpha_2,\omega_2)=10$

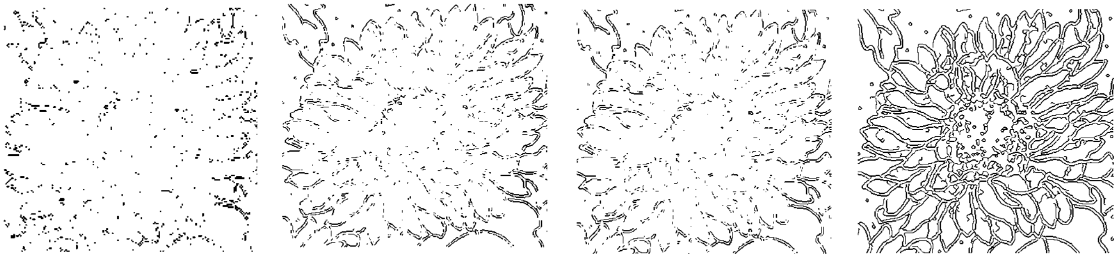
(b) $\lambda(\alpha_1,\omega_1)=1$, $\lambda(\alpha_1,\omega_2)=10$, $\lambda(\alpha_2,\omega_1)=10$, $\lambda(\alpha_2,\omega_2)=1$

图 2　最小风险贝叶斯决策理论分割图像

同样对多幅织物图像进行不同算法分割发现,只要选择合适的风险函数,基于最小风险贝叶斯决策理论的图像分割结果更清晰 逼真。

5　结　论

将最小风险贝叶斯决策理论运用于图像分割中,先验概率和类条件概率密度可从图像的直方图中估算得到,而损失函数 $\lambda(\alpha_i, \omega_j)$则要通过实验反复调试得到,若选择不好,可能分割出质量更差的图



(a) Roberts 算子　(b) Sobel 算子　(c) Prewitt 算子　(d) Canny 算子

图 3　边缘检测算法

像,这是由于影响决策结果的因素多了一个“损失”,两类错误决策所造成的损失若相差悬殊,则“损失”可起主导作用。所以对不同图像需分析其错误决策造成损失的严重程度而定损失函数 $\lambda(\alpha_i, \omega_j)$。

实验表明,将最小风险贝叶斯决策理论应用于图像分割中,巧妙地将目标图像和非目标图像作为 2 个类别进行判别,在分割图像中检测到花色,并且明确其大小和位置,最后得到了较为准确、逼真的图像分割结果。

对于贝叶斯分类器,因它假定图像的概率密度函数符合高斯独立分布,故有 2 个优点:1) 不需要迭代运算,因此计算量相对较小;2) 能应用于多通道图像。但是分类器同样没有考虑空间信息,因此对灰度不均匀的图像分割效果不好。

由此可见,尽管贝叶斯决策理论目前已较多地应用于房地产投资风险决策、审计、证券、晚期应急决策优化等诸多决策领域[9],但它的理论同样可用于图像分割,且依据此理论,可进行多类别的判定,以实现不同灰度级多物体的分割提取。 FZXB

参考文献:

[1] 冯志林,尹建伟,陈刚,等.一种提花织物图像的有限元分割算法[J].软件学报,2005,16(1):58-66.

[2] 殷海明,张明敏,潘志庚.一种织物彩色图像的分割算法[J].计算机应用,2005,25(4):966-967,970.

[3] 卿湘运,段红,魏俊民.基于局部熵的织物疵点检测与识别的研究[J].纺织学报,2004,25(5):57-58.

[4] 李立轻,王文淑.Wiener 滤波器分解织物图像在织物疵点自动检测中的应用[J].河北科技大学学报,2002,23(1):32-37,93.

[5] 邢延超,谈正.基于多阈值融合的图像分割[J].计算机学报,2004,27(2):252-256.

[6] 包晓敏,汪亚明,黄振堃.计算机视觉技术在大米轮廓检测上的应用[J].浙江工程学院学报,2003,20(2):104-107.

[7] 胡觉亮.基于贝叶斯方法的织物分类研究[J].纺织学报,2004,25(1):48-49.

[8] 徐蔚然,郭军,潘兴德.基于贝叶斯评判子的字体判断[J].计算机学报,2003,26(7):802-805.

[9] 李元佳,张春犇,宋溢澄.贝叶斯决策理论在核事故中、晚期应急决策优化中的应用[J].暨南大学学报(自然科学版),2003,24(1):1-6.