

基于最小风险贝叶斯决策的印刷品斑点检测方法

孙冬¹, 刘丹¹, 赵健^{2,3}

(1. 河南机电高等专科学校 计科系, 河南 新乡 453003; 2. 国防科学技术大学 电子科学与工程学院 ATR 重点实验室, 长沙 410073; 3. 中国人民解放军 95380 部队, 广东 湛江 524329)

摘要: 针对印刷品斑点检测缺乏有效检测方法的难题, 依据统计决策和贝叶斯分析的基本原理, 结合模式识别和机器视觉相关理论技术, 提出了一种基于最小风险贝叶斯决策的印刷品斑点检测方法; 以烟标图像为例, 实验验证了所提算法的准确性与有效性; 该实验表明: 所提算法能够有效地检测出烟标中的黑色斑点, 分割出来的斑点图像基本上保持了原有的形状; 最后, 提出了进一步的改进方法。

关键词: 统计决策论; 贝叶斯分析; 印刷品斑点检测; 最小风险贝叶斯决策

Prints Blobs Detection Method Based on Minimum Risk Bayesian Decision

Sun Dong¹, Liu Dan¹, Zhao Jian^{2,3}

(1. Dep. of Computer Science & Technology, Henan Mechanical and Electrical Engineering College, Xinxiang 453002, China; 2. School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 3. Department 95380 of PLA, Zhanjiang 524329, China)

Abstract: It is hard to detect prints blobs with the present methods, based on the basic principle of statistical decision and Bayesian analysis, combining the theory of pattern recognition and machine vision related technology, this paper proposes a prints blobs detection method which based on minimum Bayesian risk decision method. A case study of the cigarette label is given to verify the accuracy and validity of this algorithm. The results of experiment show that the black blobs of the cigarette label can be detected quickly by the proposed method, and the blob image can keep the original shape. Finally, the further improvement of the method are proposed.

Key words: statistical decision theory; Bayesian analysis; prints blobs detection; minimum risk Bayesian decision

0 引言

由于印刷技术的不完善, 在印刷过程中常会出现多种缺陷, 以烟标为例, 常见的缺陷有飞墨造成的斑点; 印刷套色不准引起的重影; 压凸部分与对应的图案或文字没有对准造成的压凸缺陷等。目前, 国内主要是通过目测法来进行印刷品的质量检测。这种方法效率低、成本高、主观性强以及错误率较高。因此国内外目前普遍研究利用计算机视觉检测来替代现有的人工检测方法。

针对印刷品中的斑点质量问题, 文献[1]中提出了一种指数空间的方法来对 IC 卡印刷质量进行检测, 文献[2]中提出了双模板方法来检测钞票的印刷质量。文献[3]中利用印刷品灰度的方差和均值特征来进行疑点分析。文献[4]中提出了一种在线检测方案来检测印刷品中的黑块和漏印缺陷问题。当图像细节较少, 这些方法都能很好地检测出印刷品当中出现的斑点问题。但是针对细节较多的印刷品图像, 上述方法都有所欠缺。

本文依据统计决策和贝叶斯分析的基本理论, 结合模式识别以及机器视觉的有关理论和技术, 提出了一种基于最小风险贝叶斯决策准则的印刷品斑点检测方法。

1 统计决策与贝叶斯分析理论

统计决策理论是处理模式分类问题的基本理论之一, 它对模式分析和分类器的设计有着实际的指导意义, 贝叶斯决策理论方法就是统计模式识别中的一个基本方法。经典统计学着重于推断上, 而统计决策理论引入损失函数, 用来度量效益大小和评价统计推断结果的优劣。统计决策有 3 个要素^[5-6]: 一是参数空间 Θ , 参数空间是决策过程的自然状态的集合。二是行为空间 A , 是决策行为的集合。三是损失函数, 即决策行为与实际状态的差距所造成的损失。

贝叶斯分析强调先验信息与样本信息结合, 当其被引入到统计决策理论后就形成了贝叶斯 (Bayes) 决策理论方法, 这种方法在对数据进行概率分析的基础上生成分类器 (决策规则), 再应用生成的分类器对新数据依据概率方法进行分类。在运用贝叶斯理论的时候必须满足如下的基本条件: 各类别总体的概率分布是已知的; 被决策的分类数是一定的; 被识别的事物或对象有 d 个特征观测值 x_1, x_2, \dots, x_d , 它们的所有可能取值构成 d 维空间, 称 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_d]^T$ 为 d 维特征向量, T 表示转置。

有很多种标准用于衡量分类器设计的优劣, 对于用贝叶斯决策而言, 有基于最小错误率的贝叶斯决策, 基于最小风险的贝叶斯决策, 在限定一类错误率条件下使另一类错误率为最小的两类别决策、最小最大决策、序贯分类方法等。本文主要是利用基于最小风险的贝叶斯决策理论来进行印刷品的斑点检测。

收稿日期: 2014-01-12; 修回日期: 2014-02-28。

基金项目: 河南教育厅自然科学研究计划项目 (2011B520010)。

作者简介: 孙冬 (1980-), 男, 河南新乡人, 硕士, 讲师, 主要从事计算机应用, 检测算法及软件工程方向的研究。

2 最小风险贝叶斯决策的数学模型

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，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^[7-10]。

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 θ_1 和 θ_2 ）的判定中，识别前已知先验概率 $P(\theta_1)$ 和 $P(\theta_2)$ ，且 $P(\theta_1) + P(\theta_2) = 1$ ，合理的决策规则应为若 $P(\theta_1)$ 大于 $P(\theta_2)$ ，则做出属于 θ_1 的判断；若 $P(\theta_1)$ 小于 $P(\theta_2)$ ，则做出属于 θ_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 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_d]^T$ ，且已知类条件概率， $P(\mathbf{x} | \theta_1)$ 是 θ_1 类状态下观察特征 x 的类条件概率密度， $P(\mathbf{x} | \theta_2)$ 是 θ_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：

$$P(\theta_i | \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | \theta_i)P(\theta_i)}{\sum_{j=1}^2 p(\mathbf{x} | \theta_j)P(\theta_j)} \quad (1)$$

得到的条件概率 $P(\theta_i | \mathbf{x})$ 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。故有：

$$p(\mathbf{x} | \theta_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1}} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} \quad (2)$$

$$p(\mathbf{x} | \theta_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2}} e^{-\frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (3)$$

由此推出：

$$P(\theta_1 | \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | \theta_1)P(\theta_1)}{\sum_{j=1}^2 p(\mathbf{x} | \theta_j)P(\theta_j)} \quad (4)$$

$$P(\theta_2 | \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | \theta_2)P(\theta_2)}{\sum_{j=1}^2 p(\mathbf{x} | \theta_j)P(\theta_j)} \quad (5)$$

最小错误率的贝叶斯决策规则为：如果 $P(\theta_1 | \mathbf{x})$ 大于 $P(\theta_2 | \mathbf{x})$ ，则把 \mathbf{x} 归类于 θ_1 ；反之则把 \mathbf{x} 归类于 θ_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为空间^[5]。而每个决策或行为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 a 与 θ 的函数 $L(a, \theta)$ ，将其离散化表示即为： $L(a_i, \theta_j)$ ，其中 $a_i (i = 1, 2)$ 为决策， $\theta_j (j = 1, 2)$ 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（又称条件险） $R(a_i | \mathbf{x})$ 为：

$$R(a_i | \mathbf{x}) = E[L(a_i, \theta_j)] = \sum_{j=1}^2 L(a_i, \theta_j) p(\theta_j | \mathbf{x}), (j = 1, 2) \quad (6)$$

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 $R(a_k | \mathbf{x}) = \min_{i=1,2} R(a_i | \mathbf{x})$ ，则采取决策 a_k 。

3 基于最小风险贝叶斯决策的印刷品斑点检测方法

因为印刷品一般是具有标准模板的，而且在人工检测后能筛选出正品与次品，这也就为进行贝叶斯决策提供了先验知识和样本信息。假设目标图像区域（斑点区域）属于类别 θ_1 ，背景图像区域（印刷品正品图像）属于类别 θ_2 ，并设印刷品图像大小为 $M \times N$ （像素）。

简单起见，在对用摄像机采集到的彩色印刷品图像进行了灰度化后，将其各像素点的灰度值 $I_{i,j}$ 作为特征矢量 \mathbf{x} 。从标准模板灰度图像与大量的人工检测出来的印刷品正品灰度图像进行每一像素点灰度值的直方图统计，可以看出特征矢量 \mathbf{x} 具有正态分布的性质，因此，可以由矩估计的方法来估计出背景图像区域即 θ_2 类中每一像素点处的类条件概率密度 $p(\mathbf{x} | \theta_2)$ ($p(I_{i,j} | \theta_2)$) 的均值和方差，即：

$$\mu_{2(i,j)} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_{k(i,j)} \quad (7)$$

$$\sigma_{2(i,j)}^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (I_{k(i,j)} - \mu_{2(i,j)})^2 \quad (8)$$

$(1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N)$

其中： $\mu_{2(i,j)}$ 为 $p(\mathbf{x} | \theta_2)$ 的均值， $\sigma_{2(i,j)}^2$ 为 $p(\mathbf{x} | \theta_2)$ 的方差， N 为印刷品正品的数量，因为背景区域细节丰富导致各个像素点灰度值不同，因此就具有 $M \times N$ 个 $p(I_{i,j} | \theta_2)$ 。

同理，考虑到印刷品斑点多半是由于在印刷生产过程中由于飞墨造成的，因此，其一般表现为黑色的斑点。在对大量的由人工检测出来的具有斑点缺陷的次品图像的直方图统计中不难看出，在需要检测的目标图像区域（斑点区域）中的各点的像素灰度值也服从正态分布，由上可知，也可以通过矩估计的方法得到斑点区域即 θ_1 类中像素点处的类条件概率密度 $P(\mathbf{x} | \theta_1)$ 的均值与方差。由于斑点区域的像素值具有近似性，因此只需一个类条件概率密度即可代表整个斑点区域中的各个点的条件概率密度。

确定先验概率密度 $P(\theta_1)$ 和 $P(\theta_2)$ 的方法很多，大致有两类：一是主观地确定，即根据主观判断出大概的两类先验概率；二是根据统计方法来确定，我们在这里是通过已经人工检测出来的正品与次品的数量来得到先验概率密度，即设有 N 张样本，其中 N_g 张正品， N_b 张出现斑点的次品。则有：

$$P(\theta_1) = \frac{N_b}{N}, \quad P(\theta_2) = \frac{N_g}{N} \quad (9)$$

损失函数要因决策任务的不同而不同，印刷品斑点检测问题类似于统计决策中的假设检验问题，因而我们采取的是 0-1 损失函数，即：

$$L(a_i, \theta_j) = \begin{cases} 0 & i = j \\ 1 & i \neq j \end{cases} \quad (i, j = 1, 2) \quad (10)$$

我们对待检测的印刷品灰度图像的每一个像素点 \mathbf{x} 求其后验概率，然后计算出在采取不同策略 a_i 下的条件风险 $R(a_i | \mathbf{x})$ ，最后根据最小风险贝叶斯决策进行目标区域和背景区域

像素点的判别: 若 $R(a_1 | \mathbf{x}) < R(a_2 | \mathbf{x})$, 则选择决策为 a_1 , 即该像素点属于 θ_1 类 (斑点像素); 否则, 属于 θ_2 类 (背景像素)。

4 实验结果与分析

本实验中所采用的图像为烟标图像 (芙蓉王牌), 将 300 幅人工检测后所得到的正品与次品图像作为总的训练集, 其中有 8 幅图像为具有斑点缺陷的图像, 其余为无斑点缺陷的正品图像。

利用上节中的式 (9) 可求得先验概率密度分别为:

$$P(\theta_1) = 8/300 \approx 0.027,$$

$$P(\theta_2) = (300 - 8)/300 = 292/300 \approx 0.973 \quad (11)$$

再根据式 (7) 与式 (8) 求两类的类条件概率密度函数的均值与方差, 由式 (2)、式 (3) 可得到两类的类条件概率密度 $P(\mathbf{x} | \theta_1)$ 、 $p(\mathbf{x} | \theta_2)$, 其中 $p(\mathbf{x} | \theta_2)$ 是在每个像素点处都具有不同的函数形式。再根据式 (4) 与式 (5) 求在待测图像中每一点处的两类后验概率 $P(\theta_1 | \mathbf{x})$ 和 $P(\theta_2 | \mathbf{x})$ 。此时, 我们就可以根据式 (10) 所确定的损失函数, 结合式 (6) 分别求出了在待测图像中某一点处取两种不同决策的条件风险, 根据这两种风险可以做出下列决策: 若 $R(a_1 | \mathbf{x}) < R(a_2 | \mathbf{x})$, 则选择决策为 a_1 , 即该像素点属于 θ_1 类 (斑点像素), 同时将该点像素灰度值赋 255 (表现在图像上为成白色); 否则, 属于 θ_2 类 (背景像素), 同时将该点像素灰度值赋 0 (表现在图像上为呈现黑色)。此时, 我们就能将待检测图像进行二值化, 并且同时将斑点区域从复杂的背景区域中分割出来了, 这样以便于我们的检测。图 1 是具有斑点的烟标图像, 图 2 为利用本文方法检测出来的分割后的烟标图像。



图 1 具有斑点的烟标图像



图 2 分割后的烟标二值化图像

从上述两图中可以看出, 本文的方法能有效地检测出烟标中的黑色斑点, 从分割后的二值化图像中可以看出, 分割出来

的斑点图像基本上保持了原有的形状, 而且在其他无斑点的区域也没有发生明显的误检。

5 总结以及进一步的工作

本文在统计决策论与贝叶斯分析的理论基础上, 提出了一种基于最小风险的贝叶斯决策的印刷品斑点检测方法, 并在理论和实验中证明了方法的有效性和准确性。

进一步的工作:

(1) 考虑到印刷品的实时性要求很高, 因此, 要考虑进一步提高算法的速度, 可以考虑不必求每一点处的类条件概率密度, 而是考虑能否将具有相同灰度值的像素点赋予相同的类条件概率密度。

(2) 由于印刷品中的斑点有时候可能不只是黑色的, 因此, 我们还必须考虑到能否求更为一般性的斑点区域的类条件概率密度。

(3) 在确定先验概率时, 由于样本数量有限, 能否考虑采用更为合适的先验概率确定方法。

参考文献

- [1] Tanimizu K, Meguro S, Ishii. A high-speed detection method for color printed matter [A]. Industrial Electronics Society, 1990. IECON 90., 16th Annual Conference of IEEE [C]. 1990, 1 (27-30): 653-658.
- [2] 陈 斌. 基于机器视觉技术的印刷品质量在线检测关键技术研究 [D]. 成都: 中国科学院成都计算机应用研究所, 2005.
- [3] 杨 杰. 票据纸面及其特征标记的在线检测研究 [D]. 成都: 中国科学院成都计算机应用研究所, 2005.
- [4] Gordon W Braudaway. Detection and Location of very Small Print Defect in Real Time for High-speed Digital Printing [J]. SPIE, 2006, 6076: 110-112.
- [5] Berger J O. 统计决策论及贝叶斯分析 [M]. 贾乃光, 译. 北京: 中国统计出版社, 1998.
- [6] 裴志松, 冯 雪. 基于贝叶斯网络的健壮社团检测 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (11): 1025-1029.
- [7] 李定主, 王 飞. 模式识别中贝叶斯决策理论的研究 [J]. 科技情报开发与经济, 2007, 17 (7): 165-166.
- [8] 陈超银, 杨 伟. 基于贝叶斯决策的电传飞控系统状态监测与健康 管理 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (6): 1449-1451.
- [9] 文春勇, 朱信忠, 徐慧英, 等. 基于最小风险的贝叶斯决策理论相关反馈方法 [J]. 计算机应用研究, 2009, 26 (3): 1171-1173.
- [10] 谢振平, 王 涛, 刘 渊. 一种集成贝叶斯决策的视频烟雾检测新方法 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 20 (6): 1255-1258.

~~~~~

(上接第 1710 页)

- [6] 雷晓勇, 刘尚合, 胡小峰, 等. 尖端导体电晕放电试验研究 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (9): 2197-2199.
- [7] 陈 翔, 魏 明, 王向东, 等. 基于 RBF 神经网络的静电电位动态测试仪波形重建 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (5): 1202-1205.
- [8] 菅义夫 (日). 静电手册 [M]. 科学出版社, 1981.

- [9] Chubb J. Comments on method for charge decay measurement [J]. Journal of Electrostatics, 2004, 62 (9): 73-80.
- [10] 肖志伟, 魏光辉. 基于单片机和 LabVIEW 的静电电荷衰减测试系统 [J]. 电子测量技术, 2009, 32 (11): 109-111.
- [11] 肖志伟, 魏光辉, 陈 星, 等. 静电电荷衰减测试研究现状及对策 [J]. 仪表技术, 2009, 38 (10): 40-42.