

基于瓦罐模型的多判据判决 及其在图像分割中的应用

耿茵茵, 蔡安妮, 孙景鳌

(北京邮电大学 125 信箱, 北京 100876)

摘要: 为了有效地综合存在相关关系的多个判据的判决结果, 本文提出了一种基于瓦罐模型的判决机制. 在图像分割问题中利用该机制, 不但可以独立地确定具有相关性的各特征量的判决门限, 而且可以在一次处理中同时完成分割和平滑. 本文给出了具有代表性的实验结果.

关键词: 多判据判决; 图像分割; 瓦罐模型

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112(2002)07-1017-03

Multiple Criterion Decisions Based On Urn Model and Its Application In Image Segmentation

GENG Yir yin, CAI An ni, SUN Jing ao

(Beijing University of Posts and Telecommunications, P. O. Box 125, Beijing 100876, China)

Abstract: In order to integrate multiple decisions resulted from different but correlated criteria, a decision making mechanism based on the urn model is proposed in this paper. Applying this mechanism in image segmentation, we can decide not only thresholds of these correlated features independently but also complete segmentation and smoothing within a single process. Experiments show that the proposed mechanism is promising.

Key words: decision making; image segmentation; Urn model

1 引言

在图像处理、智能控制、自动目标识别等许多领域中, 判决过程是一个经常遇到并且至关重要的环节. 判决是否合理往往对算法的整体性能起着决定性的影响.

在诸多形式的判决中, 有这样一种常见的类型: 首先针对存在相关关系的不同特征分别进行多个子判决, 然后将这些子判决的结果综合起来, 得到最终判决. 综合多个特征的判决问题本身较为复杂, 而各特征之间的不独立性更增加了判决的复杂度. 本文以图像分割为具体研究对象, 提出了一种新的多判据判决机制—基于瓦罐模型的判决方法. 利用该机制, 不仅可以独立地确定各相关特征量的判决门限, 而且使判决过程简单易行.

瓦罐模型是 Polya 在 1923 年为研究人群中传染病的传播而提出的^[1]. Polya 通过叠代地随机抽取瓦罐中不同颜色的小球, 观察其颜色后又放回若干同色小球的过程来模拟传染病的传播, 并且提出了“时间传播”的概念. 1999 年 Banerjee 等人将该模型应用于解决图像分割后的平滑问题, 并在“时间传播”之后又提出了“空间传播”的概念^[2]. 本文所提出的判决机制借用了瓦罐模型, 但与 Banerjee 等人的瓦罐模型不同的是, 本文把“时间传播”过程和“空间传播”过程截然区分开来, 在时间传播阶段“累积”各特征量的独立判决结果, 而在空间传播阶段则兼顾邻域对个体块的影响. 即在时间传播阶段, 利用各特征量的单一门限判决结果为图像中各块分配一个所属类

别的概率标记(用该块对应瓦罐中的小球数表示); 在空间传播阶段中, 我们则着重考虑各块的邻域对该块的影响, 叠代更新各瓦罐中的小球数(即更新各块类别的概率标记), 该过程实质上完成了图像分割中的平滑功能.

在该判决机制作用下的分割算法不仅能够简便、有效地综合各判据的判决, 而且还能够兼顾某区域的邻域对该区域的影响, 起到平滑分割的效果.

2 瓦罐模型判决机制

2.1 时间传播

在图像分割中, 前景区和背景区的分割一般需要采用多个判据进行综合判决. 但在判决过程中通常有两种困扰:

(1) 假设有 N 个特征量作为判据. 令 $P^i(A/A)$ 表示根据第 i 个特征量把背景块正确地判决为背景的条件概率, $P^i(\bar{A}/A)$ 、 $P^i(\bar{A}/\bar{A})$ 和 $P^i(A/\bar{A})$ 分别表示根据第 i 个特征量把背景块误判为前景、把前景块正确判决为前景和误判为背景的条件概率. 据上述定义, 有以下概率恒等式:

$$P^i(\bar{A}/A) + P^i(A/A) = 1 \quad (1)$$

$$P^i(A/\bar{A}) + P^i(\bar{A}/\bar{A}) = 1 \quad (2)$$

令 x 表示某块第 i 个特征量的取值, 由于概率密度函数 $p^i(x)(x/A)$ 与 $p^i(x/\bar{A})$, 的分布通常存在着交叉(如图 1 所示), 此时, 若调整第 i 个特征量的判决门限使 $P^i(A/A)$ 增加时, 必然伴随有误判率 $P^i(A/\bar{A})$ 的增加, 从而使判断正确率 $P^i(\bar{A}/\bar{A})$ 降低.

(2) 各判据不一定相互独立, 这就使得各判据中的门限参数不能独立地进行调整。

借助于瓦罐模型, 可以较好地解决以上两个问题。我们将 512* 512 的图像划分为 16

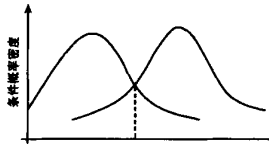


图 1 条件概率密度分布

* 16 大小的不相重叠的块作为分割的基本单元, 每个块的特征由 N 个特征量 $D_1 \sim D_N$ 的值来度量, 其中图像分块的大小取决于图像的特点和特征量的选取。将各块的特征量的取值与该特征量的门限相比较进行判决, 以确定该块的隶属关系。单独考察第 i 个特征量 ($i \in [1, N]$), 通过实验选择使 $P^i(A/A)$ 和 $P^i(\bar{A}/\bar{A})$ 都达到最佳值的域值 T_i 作为特征量 D_i 的门限 ($i \in [1, N]$)。

构造一个由 32×32 的瓦罐阵列组成的瓦罐模型, 其中每个瓦罐对应于图像中一个 16×16 大小的块, 瓦罐中红球数和白球数的多少分别对应于该块隶属于背景和隶属于非背景的概率。瓦罐中初始的白球和红球数为 0, 即 $whiteball[a][b]_0 = 0, redball[i][j]_0 = 0$, 其中 $a \in [1, 32], b \in [1, 32]$ 。

在此基础上, 时间传播按以下步骤实施:

- (1) $i = 1$;
- (2) 计算块特征量 D_i ;
- (3) 将 D_i 与门限 T_i 进行比较, 确定该块是否具有 D_i 所表征的背景或前景的特性, 并由此确定判决值 R_i :

$$R_i = \begin{cases} 1, & D_i < T_i \\ 0, & D_i \geq T_i \end{cases} \quad (3)$$

(4) 根据 R_i 更新瓦罐中的小球数:

$$\begin{cases} whiteball[a][b]_i = whiteball[a][b]_{i-1} + 0, & \text{if } R_i = 1 \\ whiteball[a][b]_i = whiteball[a][b]_{i-1} + 1, & \text{if } R_i = 0 \\ redball[a][b]_i = redball[a][b]_{i-1} + 1, & \text{if } R_i = 1 \\ redball[a][b]_i = redball[a][b]_{i-1} + 0, & \text{if } R_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$i = i + 1$

(5) 重复步骤(2), 直到 $i > N$ 为止。

如果最终某个瓦罐中的红球数 $redball[a][b]_N \geq m$, 其中 m 为某个阈值, 则该块判决为背景块。不失一般性, 下面我们以一个特例对确定 m 值大小的方法加以说明。

假设对所有的 $i, i \in [1, N]$, 都有 $P^i(A/A) = P_M(A/A)$, $P^i(\bar{A}/\bar{A}) = P_M(\bar{A}/\bar{A})$, 其中 $P_M(A/A), P_M(\bar{A}/\bar{A})$ 为已知常数, 则当某块为背景块时, 该块被判断为背景块的概率为:

$$P(A/A) = c_N^N (P_M(A/A))^N + c_N^{N-1} (P_M(A/A))^{N-1} P_M(\bar{A}/\bar{A})^1 + \dots + c_N^m (P_M(A/A))^m (P(\bar{A}/\bar{A}))^{N-m} \quad (5)$$

当某块为非背景块时, 该块判断为非背景块的概率为:

$$P(\bar{A}/\bar{A}) = c_N^N P_M(\bar{A}/\bar{A})^N + c_N^{N-1} P_M(\bar{A}/\bar{A})^{N-1} P_M(A/\bar{A})^1 + \dots + c_N^{N-m+1} P_M(\bar{A}/\bar{A})^{N-m+1} P_M(A/\bar{A})^{m-1} \quad (6)$$

根据 N 及 $P_M(A/A), P_M(\bar{A}/\bar{A})$ 的值, 则可确定 m 的值, 以满足下列不等式:

$$\begin{cases} P(A/A) > P_M(A/A) \\ P(\bar{A}/\bar{A}) > P_M(\bar{A}/\bar{A}) \end{cases} \quad (7)$$

即满足采用时间传播的多判据判别方法的正确概率大于单判

据时的正确概率。以 5 个特征量, 即 $N = 5$ 和 $P_M(A/A) = 0.8, P_M(\bar{A}/\bar{A}) = 0.75$ 为例, 取 $m = 3$ 则可满足以上两个不等式, 此时有: $P(A/A) \approx 0.94, P(\bar{A}/\bar{A}) \approx 0.896, P(\bar{A}/A) = 1 - P(A/A) \approx 0.06, P(A/\bar{A}) = 1 - P(\bar{A}/\bar{A}) \approx 0.104$ 。

由此可见在我们建议的方法中, 多个特征量的门限可以独立地被确定; 借助于时间传播, 多个特征量的判决结果可以简便地被综合, 从而提高正确判断概率, 降低误判率。

2.2 空间传播

在空间传播阶段, 我们考虑邻域对块分割判决的影响。由于瓦罐模型提供了记忆各个块隶属于背景的概率(以下我们称之为模糊度)的机制, 因此可以把考察某个块的邻域模糊度的问题简单地转化为累计该块对应瓦罐的邻域瓦罐中红球数量的问题。空间传播按如下步骤实施:

(1) 把待考察瓦罐 3×3 邻域内的 9 个瓦罐中(见图 2, 待考察瓦罐用阴影块表示) 所有红球和白球放入一个“超”瓦罐中。

- (2) 从超瓦罐中随机取样一个小球, 观察其颜色后放回, 并在待考察瓦罐中放入一个同样颜色的小球。
- (3) 重复步骤(1)~(2) L 次。

这里 L 可根据实际情况来确定。

令 $Pr(X = k)$ 表示在前 H 次抽取中, 从超瓦罐中抽出的红球数正好为 k 的概率, 当待考察的瓦罐为瓦罐阵列中第 a 行 b 列的瓦罐时, 有:



图 2 瓦罐的 3×3 邻域

$$\begin{aligned} Pr(X = k) = & c_H^k \frac{\sum_{p=0}^8 redball[a][b]_p^k}{9T} \times \frac{\sum_{p=0}^8 redball[a][b]_p^{k+1}}{9T+1} \times \dots \\ & \times \frac{\sum_{p=0}^8 redball[a][b]_p^{k+(H-1)}}{9T+(H-1)} \times \frac{\sum_{p=0}^8 whiteball[a][b]_p^k}{9T+k} \\ & \times \dots \times \frac{\sum_{p=0}^8 whiteball[a][b]_p^{H-k-1}}{9T+(H-1)} \\ = & c_H^k \frac{B(\alpha+k, \beta+H-k)}{B(\alpha, \beta)} \quad (8) \end{aligned}$$

其中, $redball[a][b]_p^k$ 和 $whiteball[a][b]_p^k$ 分别表示经过时间传播后, 待考察瓦罐邻域的第 p 个瓦罐中红球和白球的数量, $T = redball[a][b]_p^k + whiteball[a][b]_p^k = N, \alpha = \sum_{p=0}^8 redball[a][b]_p^k, \beta = \sum_{p=0}^8 whiteball[a][b]_p^k, B(\alpha, \beta) = (\Gamma(\alpha) \Gamma(\beta)) / \Gamma(\alpha + \beta)$ 。

因此对任何给定的 H , 超瓦罐中的红球数为一随机变量, 其均值为:

$$\begin{aligned} E[redball[a][b]] = & \sum_{k=0}^H Pr(X = k) \times (k + \sum_{p=0}^8 redball[a][b]_p^k) \\ = & \sum_{p=0}^8 redball[a][b]_p^k \frac{9T+H}{9T} \quad (9) \end{aligned}$$

从而超瓦罐中红球的平均比例为:

$$E[\frac{redball[a][b]}{9T+H}] = \sum_{p=0}^8 \frac{redball[a][b]_p^k}{9T+H} \quad (10)$$

以上式(8)~(9)的详细推导可参见参考文献[5]。由此可见,对任何给定 H ,超瓦罐中的平均红球比例等于时间传播结束时刻超瓦罐中红球所占的比例。这表明在空间传播开始时刻,如果在待考查块的邻域中某种颜色的小球占多数,经过若干次叠代后,在待考察块中该颜色的小球也同样会占多数,而不管在空间传播的初始时刻,该块中这种颜色的小球是否占多数。这就是说,空间传播机制将使邻域的主要类得到增强。我们利用空间传播的这种特性可以有效地去除孤立的前景块或孤立的背景块,达到平滑的效果。

2.3 判决

经过时间传播和空间传播之后,我们只需通过下面简单的判决就可以最终分割出前景块、背景块和模糊块。令 $Re\ sult[a][b]$ 表示第 a 行第 b 列块的判决结果:

$$Re\ sult[a][b] = \begin{cases} 0, & \text{if } redball[a][b] \leq \Delta_1 \\ 255, & \text{if } \Delta_1 < redball[a][b] \leq \Delta_2 \\ 1, & \text{if } redball[a][b] > \Delta_2 \end{cases} \quad (11)$$

其中 Δ_1 、 Δ_2 为判决门限, $Re\ sult[a][b]$ 为“0”,该块为前景块; $Re\ sult[a][b]$ 为“1”,该块为背景块; $Re\ sult[a][b]$ 为“255”,该块为模糊块。

3 实验结果

我们以指纹图像为例,对上面描述的分割算法进行了测试。实验结果表明,本文提出的分割方法具有较强的稳定性和较高的分割正确率。

对指纹图像分割的目的是要剔除图像中质量很差,以至于难以正确提取特征的区域。在分割算法的时间传播阶段,我们针对指纹图像的特点,选取了5个分割特征量进行判决;在空间传播阶段进行了3次叠代。对300枚指纹的测试结果如表1所示,其中误割块为每幅指纹图像中漏割及误割的平均总块数,误分割率为误割块数与图像总块数之比。图3~图5是从样本集中选取的几个有代表性的样本及其分割结果。本算法所需的计算时间与指纹图像的质量无关,在 Pentium II 266MHz 的微机上运行,平均每枚指纹的分割时间为 54.2ms。

	误割块	误分割率
好质量指纹	3	0.29%
中等质量指纹	14.4	1.4%
差质量指纹	20.85	2.19%



图 3

图 4

上述结果说明运用瓦罐模型,可以独立地确定各特征量

的判决门限,还可以把各个判据的判决结果进行有效的综合,同时提高正确判断的条件概率 $P(A/A)$ 和 $P(\bar{A}/\bar{A})$, 并通过空间传播去除孤立的前景块和背景块,得到光滑的分割边界,从而一次性完成分割和平滑,节约了处理时间。



图 5

图 6



图 7

图 8

参考文献:

- [1] Polya, F Eggenberger. Uber die statistik verketter vorgange [J]. Z. Angew Math. Mech., 1923: 279- 289.
- [2] Amit Banerjee, Philippe Burlina, Fady Alajaji. Image Segmentation and labeling using the Polya um model [J]. IEEE transactions on image processing, 1999, 8(9).
- [3] Rosenfeld, RHummel, and S Zucker. Scene labeling by relaxation operations [J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybem., 1976, SM6: 420-433.

作者简介:



耿茵茵 女, 1972 年生于重庆, 1998 年获国防科技大学硕士学位, 现为北京邮电大学电信学院多媒体中心博士生, 主要研究方向为模式识别, 图像处理, 自动目标识别, 生物测定学。



蔡安妮 女, 1943 年生, 1965 年毕业于北京邮电大学无线电工程系, 1989 年在美国加利福尼亚大学圣巴巴拉分校电机与计算机工程系获博士学位, 现任北京邮电大学教授, 博士生导师, 研究领域为图像识别与多媒体通信。