

基于最大后验概率的图像匹配相似性指标研究

冯祖仁^{1,2} 吕娜^{1,2} 李良福^{1,2}

摘要 图像匹配是视觉跟踪领域中的重要环节,利用巴氏 (Bhattacharyya) 系数度量模板与待匹配区域之间的统计特征相似性是图像匹配中最有效的方法之一.但是由于背景特征的影响,有时应用巴氏指标进行匹配得到的最优解的位置并不一定是目标特征的实际位置,因而在视觉跟踪过程中目标定位可能出现偏差,甚至跟踪错误.本文提出了一种基于后验概率的图像匹配相似性指标,该指标利用搜索区域的统计特征,能有效抑制待匹配区域特征中背景因素的影响,同时突出了目标特征的权重,与巴氏指标相比明显改善了匹配函数的峰值特性.这种指标的另一突出优点是计算复杂度很低,容易得到全局最优解.与巴氏系数指标的匹配结果进行的比较表明,本文所提出的匹配指标在复杂背景下具有更强的目标识别与分辨能力.

关键词 相似性度量, 图像匹配, 视觉跟踪, 最大后验概率, Bhattacharyya 系数
中图分类号 TP391

Research on Image Matching Similarity Criterion Based on Maximum Posterior Probability

FENG Zu-Ren^{1,2} LU Na^{1,2} LI Liang-Fu^{1,2}

Abstract Image matching is an important part for visual tracking. The Bhattacharyya coefficient is an efficient method in image statistical feature matching. But for the influence of background feature, the optimal location obtained by Bhattacharyya coefficient may not be the exact target location. Thus, biased or even wrong location may be got in visual tracking. This paper presents an image matching similarity criterion based on maximum posterior probability. The new criterion applies the statistical feature of the searching region, effectively reduces the influence of background feature, and emphasizes the importance of target feature, which distinctly improves the peak modality of matching function compared to that of Bhattacharyya coefficient. The computation complexity of the new criterion is relatively low, and the global optimal solution can be easily obtained. Compared with the matching criterion of Bhattacharyya coefficient, experimental results demonstrate that the proposed matching criterion has stronger object detection ability in complex background.

Key words Similarity measure, image matching, visual tracking, maximum posterior probability, Bhattacharyya coefficient

1 引言

视觉跟踪在机器人、安全监控、人机交互等领域有着广泛的应用,近年来吸引了众多研究者的注意,是当前计算机视觉领域中的研究热点之一.目前存在的视觉跟踪方法主要分为两类^[1, 2]:基于运动的方法和基于模型的方法.其中,基于运动的方法是利用目标的运动信息对目标进行跟踪的方法,它把一段时间内具有运动一致性的点归为一类,如光流法和特征点法,这种方法的缺点是计算量太大^[3, 4].基于模型的方法主要是通过模板匹配的方式实现,

根据其匹配特征对象的不同,分为基于目标边界特征的方法和基于目标区域特征的方法.其中,基于目标边界的方法主要利用图像中的边缘信息进行图像匹配,包括基于 Hausdorff 距离的边缘匹配方法^[5],基于 Chamfer 距离的边缘匹配方法^[6],基于边界方向直方图的匹配方法^[7]等.而基于目标区域的方法^[8]通过对目标整个区域颜色、纹理等特征信息的分析,能够得到比目标本身更多的信息,有利于排除背景的干扰,在复杂的背景环境下,其匹配效果要优于基于边界的匹配方法.

基于模板匹配的方法得到了广泛的应用.然而,无论是基于边界特征的匹配方法,还是基于区域特征的匹配方法,都存在着一个非常关键的问题,即通过什么指标来衡量两个特征之间的相似程度,即相似性判据问题.到目前为止,相似性判据主要分为两类,即距离相似性判据和相关性判据^[9~15].前者主要包括绝对差别 (Absolute difference)、平均绝对差别 (Mean absolute difference, MAD)、平方距离和 (Sum of squared distance)、Hausdorff 距

收稿日期 2005-12-26 收修改稿日期 2006-6-21
Received December 26, 2005; in revised form June 21, 2006
国家自然科学基金 (60475023), 博士点基金 (20050698032) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of P.R.China (60475023), National Doctoral Foundation of P.R.China (20050698032)
1. 西安交通大学系统工程研究所 西安 710049 2. 机械制造系统工程国家重点实验室 西安 710049
1. Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049 2. State key laboratory for manufacturing systems engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049
DOI: 10.1360/aas-007-0001

离、Chamfer 距离等,后者包括乘积相关性 (Product correlation)、归一化的乘积相关性、Kullback-Leiber 散度 (Kullback-Leiber divergence)、巴氏系数等指标。

在当前的图像匹配领域中,基于巴氏系数指标 (简称巴氏指标) 的模板匹配方法是应用最为广泛的方法之一。备受关注的 Mean Shift 跟踪算法,就是以巴氏指标作为模板与待匹配区域之间相似度衡量的依据。但对于一些实际匹配问题,应用巴氏指标计算所得的最优值位置与目标对象的真实位置之间有明显偏差,甚至会出现错误匹配的情况。本文分析了该现象出现的原因,并提出一种新的图像相似性度量指标,即最大后验概率指标。该指标利用搜索区域的统计特征抑制匹配区特征中背景成分的影响,根据待测目标与目标模板之间匹配程度的后验概率值实现相似性度量。无论指标函数的峰值特性分布图,还是序列图像的匹配结果,本文所提出的指标都明显优于巴氏指标。

2 图像匹配问题及图像特征分析

2.1 图像匹配问题描述

在整幅图像的某个区域内寻找与模板统计特征最为相近的区域,就是基于统计特征的图像匹配问题,称该区域为“搜索区域”,进行匹配的各个子区域为“待匹配区域”,特征最为接近的区域为“目标区域”。待匹配区域的形状和大小根据模板以及图像序列中对象形状的变化性质确定。显然,搜索区域必然包含多个待匹配区域。设模板特征向量用 \mathbf{q} 表示,待匹配区域的特征向量用 \mathbf{p} 表示,它们都是 m_u 维向量。如果特征表示颜色直方图,RGB 三基色分别用16个等级表示,则对应的特征向量维数 $m_u = 4096$ 。

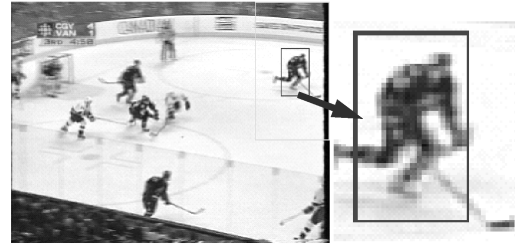
设 $C(\cdot, \cdot) : R^{m_u} \times R^{m_u} \rightarrow R^+$ 是某一种判断两个特征向量之间“相似程度”的判别指标函数,其值随相似程度的提高而增加,则基于统计特征的图像匹配问题可以抽象为如下性能指标的优化问题

$$\max_{i \in \{1, \dots, n_s\}} C(\mathbf{q}, \mathbf{p}^i) \quad (1)$$

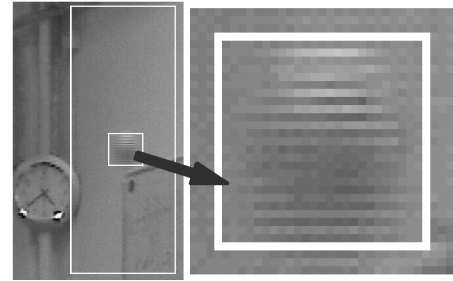
其中, n_s 是搜索区域中待匹配区域的总数, \mathbf{p}^i 表示第 i 个待匹配区域的特征向量, i 为优化变量,最大化上述性能指标可得到最为相似的匹配区域。

2.2 图像特征分析

视觉跟踪中图像匹配的目的是要将图像序列中的目标从复杂的背景中识别出来。最理想的情况是除目标区域外,搜索区域中任意匹配区域的特征向量与模板特征向量近似正交。对于这种情况,基于



(a) 冰球图像及其模板
(Ice hockey image and model)



(b) 乒乓球图像及其模板
(Ping pong image and model)

图 1 图像和模板

Fig. 1 Images and related templates

相关性判别、巴氏指标等相似性度量的图像匹配方法都是非常有效的。

然而实际情况并非如此简单,在实际的图像序列中,背景和目标的特征经常相互交织在一起。首先,同一特征可能为目标和背景所共有;另外,因为目标和相机的运动会造成图像中对象被“拉毛”,自然会出现目标和背景交融在一起的现象。企图从模板特征中消去背景特征,即对模板特征正交化处理,在大部分情况下是很困难的。况且背景往往不是单一的和静态的,要在模板特征中删除所有可能出现的背景特征是很难做到的,因为无法预测未出现的背景情况,即便可以做,目标特征可能也就所剩无几了。

图 1 给出了两个在模板特征中存在大量背景特征的实例。图 1(a) 是“冰球”视频中的第一帧图像和模板图像 (29×48),模板中包含了许多冰面背景,但队员在冰面上的阴影却与队员身上的一些灰色特征很相近。图 1(b) 是“乒乓球”视频中第一帧图像的局部和模板图像 (27×27),因为球速较快,造成图像“拉毛”现象,模板中的一些灰色的横条与背景颜色十分接近。

在目标区域中,由于目标视角改变、光照变化、

干扰以及局部遮挡等, 使得一些原本属于目标的特征严重衰减甚至消失; 在周围的背景区域中, 模板特征中的目标与背景所共有特征会大量出现. 在这样的情况下, 一些相似性度量指标在目标区域的值不一定能够确保大于非目标区域的值, 因此可能造成匹配错误.

3 基于巴氏指标的匹配分析

3.1 巴氏指标

巴氏指标是一种应用广泛的模板匹配指标, 以其为匹配基础的 Mean Shift 算法在视觉跟踪领域产生了很大的影响^[9]. 巴氏指标可表示为对式 (2) 所示指标函数求最大值

$$\hat{\rho}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{u=1}^{m_u} \sqrt{\hat{p}_u \cdot \hat{q}_u} \quad (2)$$

其中, $\hat{q}_u = \frac{q_u}{\sum_{k=1}^{m_u} q_k}$, $\hat{p}_u = \frac{p_u}{\sum_{k=1}^{m_u} p_k}$. q_u 和 p_u 分别是向量 \mathbf{q} 和 \mathbf{p} 的第 u 分量. 由于 $\sum_{k=1}^{m_u} q_k$ 和 $\sum_{k=1}^{m_u} p_k$ 分别计算模板和待匹配区域中的像素总数, 前者是常数, 后者在一次搜索过程中通常也是常数, 因此可以得到与式 (2) 等价的巴氏指标函数简化形式

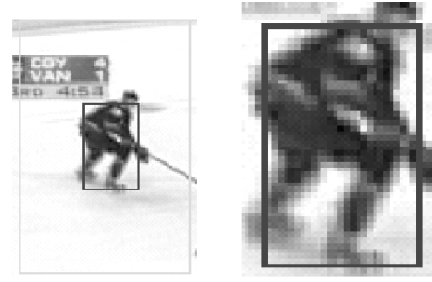
$$\rho(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{u=1}^{m_u} \sqrt{p_u \cdot q_u} \quad (3)$$

3.2 巴氏指标误匹配的原因分析

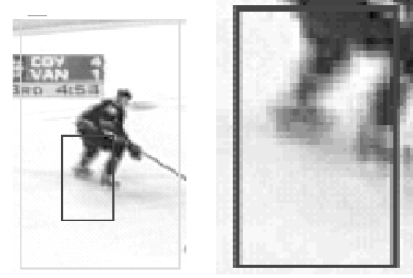
当应用巴氏指标进行图像匹配时, 可能会出现匹配有偏, 甚至匹配错误的现象. 为了分析产生偏差或错误的原因, 本文通过两个匹配实例进行分析. 图 2 给出了一个应用巴氏指标进行匹配时, 出现匹配偏差的例子. 图 2(a) 和图 2(b) 分别显示正确匹配区域和有偏匹配区域图形. 图 3 给出了一个应用巴氏指标进行匹配时出现匹配错误情况的实例. 根据两个区域中统计特征数值的大小关系对模板特征进行分类: 若某模板特征在正确匹配区域中的统计值大于有偏匹配区域中的统计值, 则定义为“目标类特征”, 否则定义为“交融类特征”. 可见交融类特征在背景中大量出现, 而目标类特征在目标区域中占优. 图 4 给出了冰球图像和乒乓球图像中部分目标类特征和交融类特征像素的色彩示意图.

表 1 是图 2 中在正确匹配和有偏匹配位置的巴氏指标计算情况, 其中第 1 列表示两类特征, 第 2 列表示两类特征对应模板中的像素总数和所占比例, 第 3 列表示在目标区域中两类特征对应的像素数和所占比例, 第 4 列表示在有偏区域中两类特征对应的像素数和所占比例.

由表 1 可见, 在目标区域中, 目标类特征像素有 858 个, 交融类特征像素有 294 个, 巴氏指标的值



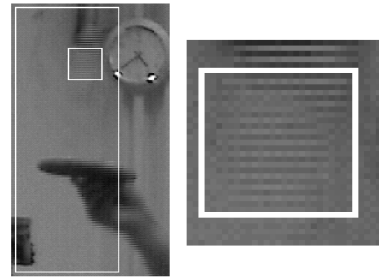
(a) 正确匹配的目标区域 (Correct target region)



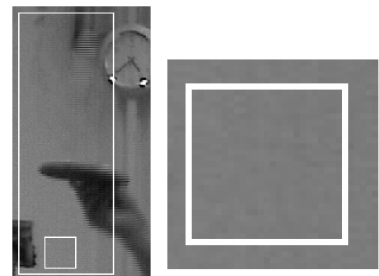
(b) 有偏匹配区域 (Biased target region)

图 2 冰球图像的有偏匹配实例

Fig. 2 Biased matching instance of ice hockey image



(a) 正确匹配的目标区域
(Correct target region)



(b) 错误匹配的非目标区域
(Mistaken target region)

图 3 乒乓球图像巴氏的错误匹配实例

Fig. 3 Mistaken matching instance of pingpong image

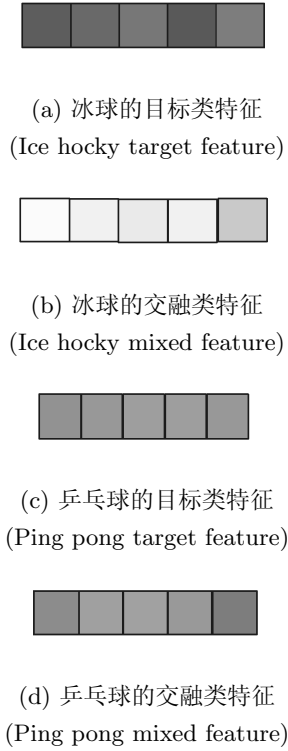


图 4 目标类特征与交融类特征示意图

Fig. 4 Illustrations of target and background features

表 1 冰球图像巴氏指标分析

Table 1 Bhattacharyya measure analysis of ice hockey image

	模板像素	目标区像素	有偏区像素
目标类特征	621 (44%)	858 (61%)	421 (30%)
交融类特征	749 (53%)	294 (21%)	887 (63%)
巴氏指标值		0.805	0.884

为 0.805；而在有偏区域，目标类特征像素只有 421 个，而由于背景部分比例大为增加，交融类特征像素增加到 887 个，巴氏指标的值为 0.884，反而超过目标区的指标。显然，按巴氏判别指标得到的匹配结果偏离了目标的正确位置。表 2 是图 3 中在正确匹配和错误匹配位置的巴氏指标计算情况。由表 2 可见，在目标区域，目标类特征像素从模板中 184 个减少到 117 个，交融类特征像素只有 3 个，巴氏指标的值为 0.167；而在该非目标区域，目标类特征像素消失，而交融类特征像素增加到 515 个，使巴氏指标的值上升为 0.276，超过目标区的指标值。按此判别指标得到完全错误的匹配结果。

由上述分析结果可见，巴氏指标作为相似性判别指标，可能会出现匹配有偏甚至错误的情况。很明显，在非目标区中大量存在的交融类特征，对判

表 2 乒乓球图像巴氏指标分析

Table 2 Bhattacharyya measure analysis of pingpong image

	模板像素	目标区像素	非目标区像素
目标类特征	184 (25%)	117 (16%)	0
交融类特征	155 (21%)	3 (0.4%)	515 (71%)
巴氏指标值		0.167	0.276

别指标的上升产生了很大的影响，甚至超过了在目标区中目标类特征的匹配作用，这是引起错误判别的主要原因。

4 最大后验概率指标

4.1 后验概率指标

根据以上分析，我们认为解决匹配偏差和匹配错误的一种思路是设法削弱交融类特征对判别指标的影响。交融类特征的一个明显特点是在背景中大量出现，因此可以增加一个在搜索区域中进行特征统计的环节，将统计结果用于对判别指标的修正。

搜索区域是指一个包含目标区域及其周围背景的较大区域，在搜索区域中大量分散出现的特征属于交融类的可能性必然较大。计算搜索区域的统计特征向量 \mathbf{s} , $\mathbf{s} \in R^m$ 。用其分量 s_u 除第 u 个特征对应的模板特征和待匹配区域特征的相关积 $p_u q_u$ (当 $s_u = 0$ 时表示第 u 特征在搜索区中缺失，定义商 $\frac{p_u}{s_u} = 0$ 。此条件定义在后面相关处直接应用而不再重写)。如果第 u 个特征属于交融类特征，相关积可能受较大 s_u 的抑制；而如果第 u 个特征属于目标类特征，较小的 s_u 相对提升该特征相关积的权重。于是得到如下形式的指标函数

$$\phi(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \frac{1}{m} \sum_{u=1}^{m_u} \frac{p_u \cdot q_u}{s_u} \quad (4)$$

以下证明式 (4) 指标函数是统计特征匹配的后验概率。

令 n_p 为搜索区域中的像素总数， m 为模板像素数， n_c 为待匹配区域像素数。对于任意选定的待匹配区，以 X 表示在其中检测出特征的事件，则 $P(X)$ 等于搜索区中的各特征在该待匹配区中的先验分布概率，此先验概率可按区域像素数的比例计算

$$P(X) = \frac{n_c}{n_p} \quad (5)$$

以 Y 表示检测出所有特征的事件， Y_u 表示检测出第 u 特征的事件。 $P(Y_u)$ 可按下式计算

$$P(Y_u) = \frac{s_u}{n_p} \quad (6)$$

而在待匹配区域中检测出的第 u 特征数为 p_u , 可得条件概率

$$P(Y_u|X) = \frac{p_u}{n_c} \quad (7)$$

从而在检测第 u 特征后, 搜索区中的特征在该待匹配区中的后验分布概率为

$$P(X|Y_u) = \frac{P(Y_u|X)P(X)}{P(Y_u)} = \frac{p_u}{s_u} \quad (8)$$

如第 u 特征是模板特征, 可以期望该特征在目标区中有最大后验分布概率, 因此 $P(X|Y_u)$ 可以等价于在检测该模板特征后, 判断该待匹配区是目标区的后验概率. 将第 u 特征在模板中所占比例 $\frac{q_u}{m}$ 考虑为归一化加权系数, 对于非模板特征该系数为 0. 从而在检测所有特征后, 该待匹配区是目标区的总体后验概率可写为

$$P(X|Y) = \sum_{u=1}^{m_u} \frac{q_u}{m} P(X|Y_u) = \frac{1}{m} \sum_{u=1}^{m_u} p_u \frac{q_u}{s_u} \quad (9)$$

与式 (4) 指标函数相同.

4.2 最大后验概率指标分析

后验概率指标函数可写为如下形式

$$\phi(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{u=1}^{m_u} \left(\frac{p_u}{s_u} \cdot \frac{q_u}{m} \right) \quad (10)$$

式中 $\frac{q_u}{m}$ 表示特征 u 在模板中所占份量, $\frac{p_u}{s_u}$ 表示在搜索区域中特征 u 出现在某待匹配区域中的后验统计概率, 它们的乘积反映了特征 u 对于该待匹配区“中选”目标区的“支持”程度. 当特征为 u 的像素全部集中在待匹配区域中 (即 $p_u = s_u$) 时, $(\frac{p_u}{s_u} \cdot \frac{q_u}{m})$ 取最大值 $\frac{q_u}{m}$, 支持程度仅取决于特征 u 在模板中所占份量; 而如果在搜索区域中特征为 u 的像素在待匹配区域中的出现并不占优 ($p_u \ll s_u$), 即便在模板中所占份量很大, 特征 u 对该区域“中选”目标区域的支持程度也并不高.

表 3 和表 4 分别表示最大后验概率指标在处理第 2 节中问题时的效果. 表的第 5 列显示搜索区中两类特征的统计值, 显然交融类像素数远远超过目标类像素数, 因此后验概率指标中交融类特征的作用被明显削弱, 目标类特征的份量被相对突出了. 结果表明, 对于前面列出的巴氏指标判别出现偏差和错误的情况, 根据最大后验概率指标都得到正确的匹配结果.

5 最大后验概率指标的主要特点

首先比较后验概率指标与巴氏指标在搜索区域内的函数峰值特性分布图, 对比评价不同指标对目

表 3 冰球图像最大后验概率指标分析

Table 3 Maximum posterior probability measure analysis of ice hockey image

	模板像素	目标区像素	有偏区像素	搜索区像素
目标类特征	621	858	421	1388
交融类特征	749	294	887	8840
后验概率指标值		0.356	0.232	

表 4 乒乓球图像最大后验概率指标分析

Table 4 Maximum posterior probability measure analysis of pingpong image

	模板像素	目标区像素	非目标区像素	搜索区像素
目标类特征	184	117	0	302
交融类特征	155	3	515	6939
后验概率指标值		0.196	0.048	

标和背景的分辨能力. 在图 5~7 给出的对比图中, 局部图像内的大框表示搜索区域, 小框表示目标区域. 函数峰值特性分布图的数据已归一化处理, 其峰值都为 1.

特点 1. 后验概率指标的峰值特性明显. 这是由于随着待匹配区偏离目标区, 背景特征增加, 而后验概率指标对背景特征的影响有忽略作用. 图 5(a) 给出的三组图中, 后验概率指标函数的单峰值特性都明显优于图 5(b) 所示的巴氏指标函数.

特点 2. 后验概率指标对模板尺寸的宽容度较大. 这是因为即便在大尺寸模板中包含较多交融类特征, 其影响也会在计算判别指标时被抑制. 相关图像如图 6 所示.

图中, 上下两组图像对应的模板大小分别为 17×17 和 39×39 . 随着模板尺寸的增大, 后验概率指标函数仍然表现出了良好的峰值特性, 而巴氏指标的峰值特性却随之减弱. 此特点对于实现匹配窗口自适应调整功能十分有利.

特点 3. 与巴氏判别指标相比, 可有效避免出现匹配偏差和匹配错误. 相关图像如图 7 所示, 其中, 第 1、2 列图像分别为后验概率指标函数和按最大后验概率指标判别得到的正确目标位置; 第 3、4 列分别为巴氏指标函数和按巴氏指标得到的有偏或错误目标位置.

除上述特点以外, 后验概率指标的另一重要特点是指标相对于像素数据是简单线性关系, 从而指标具有较低的计算复杂性. 对搜索区域中全部 n_p 个像素进行编号, 计算 n_p 维向量 ω , 对应第 j 个像素的 ω_j 的值按下式计算

$$\omega_j = \begin{cases} \frac{q_{u(j)}}{s_{u(j)}}, & s_{u(j)} > 0 \\ 0, & s_{u(j)} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

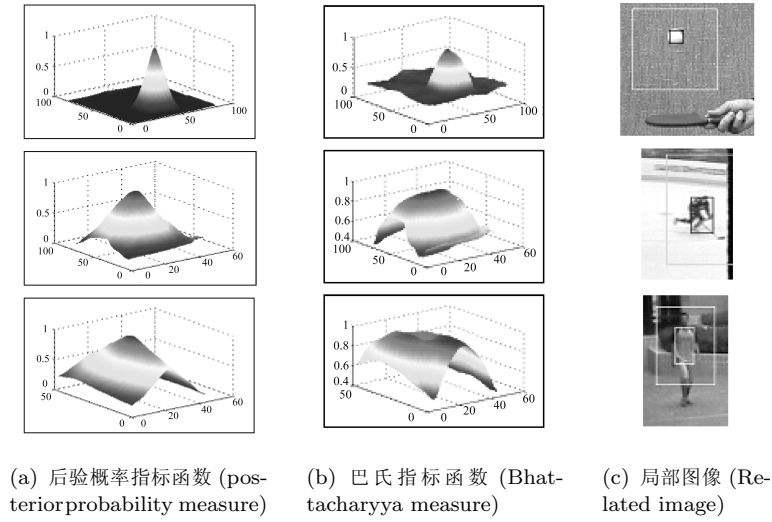


图 5 峰值特性比较
Fig. 5 Comparisons of peak modality

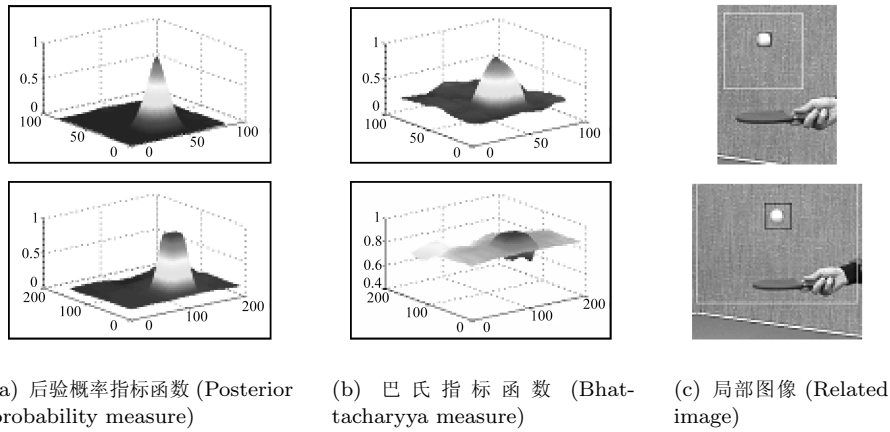


图 6 模板尺寸宽容性比较
Fig. 6 Comparisons of template size tolerance

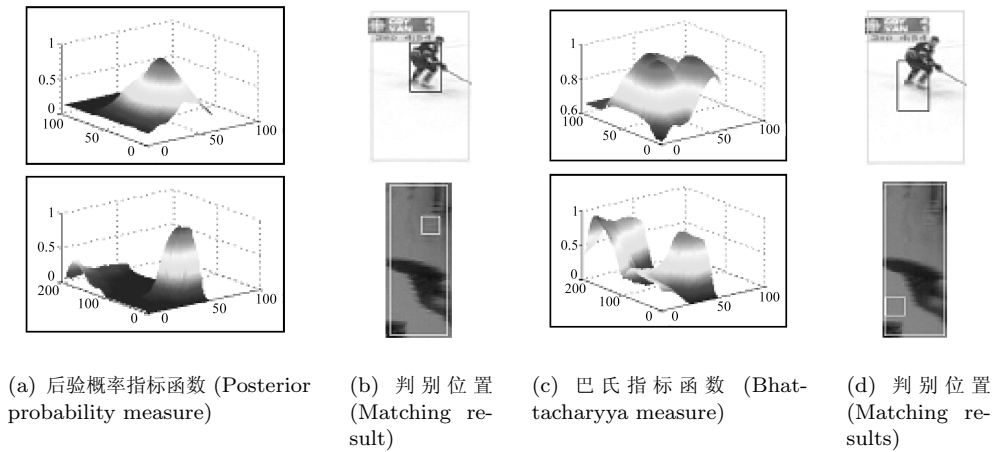


图 7 匹配偏差和匹配错误的比较
Fig. 7 Comparisons of matching bias and mistake

式中, $u(j)$ 表示编号为 j 的像素所对应的特征. 于是, 待匹配区域的后验概率指标的计算式 (4) 可以改写为对区域中各像素对应数据 ω_j 的简单求和式

$$\phi(\mathbf{p}^i, \mathbf{q}) = \frac{1}{m} \sum_{u=1}^{m_u} p_u^i \frac{q_u}{s_u} = \frac{1}{m} \sum_{j \in A_i} \omega_j \quad (12)$$

其中 A_i 是第 i 个待匹配区域中的像素编号的集合. 由此可见, 指标计算式与像素对应数据 ω_j 的关系是线性的.

利用指标运算的线性特性, 求解邻近位置指标时只需计算其增量部分, 因此递推形式的求解算法尤为适用. 如搜索区域不是很大, 也可以考虑采用遍历求解的方法以确保获得全局最优解. 另外, 根据像素对应数据 ω_j 与指标的简单线性关系, 可以很容易地实现对待匹配区域大小进行自适应调整的功能.

计算后验概率指标需要搜索区域范围内的像素信息, 与基于巴氏指标的一类 Mean Shift 方法—背景加权直方图 (Background-weighted histogram) 方法^[9]相比使用相同的信息量. 搜索区域大小可根据目标在图像中的移动速度上限确定, 如能够利用目标的运动规律信息还可适当减小搜索区域, 有利于实现实时图像匹配. 另外可以采用改变像素采样密度 (所谓变分辨率) 和调整待匹配区域大小 (所谓窗口自适应) 的技术, 以提高匹配计算的效率.

6 匹配实例比较

图 8 给出了基于两种指标的序列图像匹配结果, 其中第 1 行的图像为最大后验概率匹配的结果, 第 2 行为巴氏指标匹配的结果. 最大后验概率匹配的偏差明显小于后者的偏差.

图 9 显示了对于采用巴氏指标得到的错误匹配实例, 应用最大后验概率指标可以得到正确的匹配结果. 三组子图中每一组的左图是最大后验概率指标匹配结果, 右图是巴氏指标的匹配结果. 结果表明最大后验概率指标对于目标特征十分模糊的情况仍然有很好的效果.

以上两组实例的共同特点是模板中的部分特征在背景区中大量出现, 也即前面讨论的“交融类特征”占优的复杂背景情况. 进一步的实验还表明, 对于这样一类复杂背景下的匹配问题, 相对于巴氏、归一化乘积相关性以及 Kullback-Leiber 散度等相似性度量指标, 基于最大后验概率指标的算法在减小匹配偏差、计算复杂性等方面具有优势. 对于采用巴氏指标可以得到正确匹配的实例 (如图 6 所对应的“乒乓球”视频), 本文也测试了最大后验概率指标

在这些实例中的表现, 实验表明同样得到正确的匹配结果.

最大后验概率指标还成功地应用于足球机器人对快速运动足球的实时图像匹配算法. 算法中应用了变分辨率和自适应窗口技术, 并采用遍历寻优技术. 针对 640×480 像素图像, 变分辨率后待匹配区域像素数 $n_c \leq 2500$, 搜索区域像素数 $n_p \approx 25 \cdot n_c$, 在 2.4G 主频的移动机器人机载计算机上运行匹配程序, 平均每次计算时间在 2.4ms 以内.

7 结论

针对应用巴氏指标进行图像匹配时可能出现定位偏差和错误的问题, 本文提出了一种基于最大后验概率的判别指标, 利用搜索区域的统计特征, 有效地抑制了判别指标中背景与目标交融部分特征的影响, 从而突出了目标独有特征在指标中的作用, 明显增强了在复杂背景下搜索目标的能力.

正因为对于在搜索区域中大量出现的背景特征对指标的影响有抑制作用, 后验概率指标函数具有比较锐的单峰值态势, 十分有助于减小匹配偏差和搜索最优解. 此外, 后验概率指标计算式可以改写为像素对应数据的简单求和式, 因此在寻优算法实现中可以节省大量计算时间. 由于后验概率指标能够在一定程度上“区分”背景和目标的特征, 因此对模板尺寸选择的宽容度较大, 允许在模板中夹带较多的背景与目标的交融特征成分, 这对于实现图像匹配窗口自适应调整以及对图像进行变分辨率处理都十分有利. 序列图像匹配的实验结果验证了最大后验概率指标的有效性.

References

- 1 Lee K W, Ryu S W, Lee S J, Park K T. Motion based object tracking with mobile camera. *Electronics Letters*, 1998, **34**(3): 256~258
- 2 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1988, **1**(4): 321~331
- 3 Horn B K P, Schunk B G. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 1981, **17**(13): 185~203
- 4 Smith S M, Brady J M. ASSET-2: Real-time motion segmentation and shape tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(8): 814~820
- 5 Huttenlocher D P, Klanderma G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, **15**(9): 850~863
- 6 Ghafoor A, Iqbal R N, Khan S A. Modified chamfer matching algorithm. *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 2003, **2690**: 1102~1106
- 7 Malki J, Mascarilla L, Zahzah E H, Boursier P. Directional relations composition by orientation histogram fusion. In:

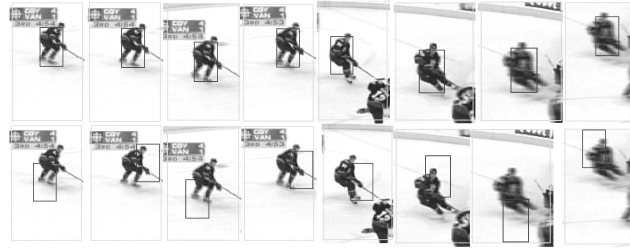


图 8 最大后验概率指标与巴氏指标的比较—纠偏能力

Fig. 8 Comparisons of the proposed measure and Bhattacharyya measure—bias rectification capability

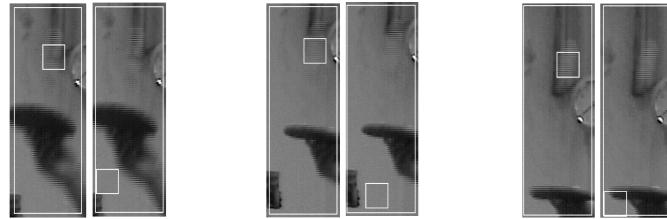


图 9 最大后验概率指标与巴氏指标的比较—纠错能力

Fig. 9 Comparisons of the proposed measure and Bhattacharyya measure—mistake rectification capability

Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain. IEEE, 2000. **3**: 758~761

- 8 Baker E S, DeGroat R D. A correlation-based subspace tracking algorithm. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, **46**(11): 3112~3116
- 9 Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 564~577
- 10 Theodoridis S, Koutroumbas K. *Pattern Recognition*. San Diego: Academic Press, 2003, 337~340
- 11 Ghafoor A, Iqbal R N, Khan S. Robust image matching algorithm. In: Proceedings of 4th EURASIP Conference Focused on Video/Image Processing and Multimedia Communications. Zagreb, Croatia. IEEE, 2003. 155~160
- 12 Veltkamp R C. Shape matching: similarity measures and algorithms. In: Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Applications. Genova, Italy. IEEE, 2001. 188~197
- 13 Günsel B, Tekalp A M. Shape similarity matching for query-by-example. *Pattern Recognition*, 1998, **31**(7): 931~944
- 14 Hagedoorn M, Overmars M H, Veltkamp R C. A new visibility partition for affine pattern matching. In: Proceedings of the 9th International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery. *Lecture Notes in Computer Science*, London, UK: Springer, 2000. **1953**: 358~370
- 15 Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based feature distributions. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(1): 51~59



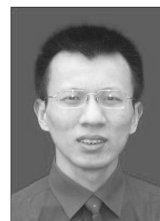
冯祖仁 西安交通大学系统工程研究所教授, 博士生导师, 研究方向为机器人控制、智能系统、机器人导航等. 本文通信作者. E-mail: fzr9910@xjtu.edu.cn

(**FENG Zu-Ren** Professor of Xi'an Jiaotong University. His research interests include robotics, intelligent systems and mobile robot navigation. Corresponding author of this paper.)



吕娜 西安交通大学系统工程研究所博士研究生, 主要研究方向为模式识别、数据融合、移动机器人等. E-mail: lvna@stu.xjtu.edu.cn

(**LU Na** Ph.D. candidate of Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University. Her research interests include pattern recognition, data fusion, and mobile robot.)



李良福 西安交通大学系统工程研究所博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别、视觉跟踪等.

E-mail: longford@xjtu.edu.cn
(**LI Liang-Fu** Ph.D. candidate of Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University. His research interests include computer vision, pattern recognition, and visual tracking.)