

一种基于广义 Hausdorff 测量的移动机器人定位方法^{*}

The Localization of a Mobile Robot Based on the Generalized Hausdorff Measure

马建光 王忠立 贾云得

(北京理工大学视觉与智能系统实验室 北京 100081)

Abstract In this paper, an approach of localizing a mobile robot with modified Hausdorff distance for robot localization and environment modeling is proposed. Fractional denotation of generalized Hausdorff measure and image matching with Hausdorff fraction measure are discussed. Eigenspace approximation to Hausdorff fraction is used to reduce the complexity of computation. A robust method for a mobile robot localization which is tolerant to partial occlusion is derived. The proposed method is tested through many experiments in indoor environment.

Keywords Localization, Hausdorff measure, Mobile robot, Omnidirectional image

1 引言

视觉定位问题是移动机器人研究的关键技术之一,得到了许多学者的大力研究。传统的视觉定位方法中,用单个普通摄像机获取图像定位,由于视场角较小,只能获取视野有限的局部信息,因而有较大的局限性;将单个摄像机旋转或多个摄像机水平组合获取全向图像定位的方法,由于不同位置摄像机光心的物理位置不能真正重合,因此,定位精度低。近年来,一种用单个反射镜成像的全向成像方法被研究者们重视,它能实时获得水平方向 360 度和垂直方向一定角度的场景信息。这种摄像系统结构简单、无运动部件且安装容易,因而在移动机器人视觉导

航、定位系统中有较高的研究价值^[2~6]。目前研究的全向摄像系统根据反射镜面形状分类有:锥面型、抛物面型、球形型和双曲面型等。我们实验室也研制了双曲面型反射镜全向摄像系统^[1],如图 1 所示。图 2 是该系统获取的全向图像,图 3 是把全向摄像机安装到移动机器人上用于机器人视觉导航和定位。

本文主要讨论一种基于 Hausdorff 距离的全向图像匹配移动机器人定位方法,研究了广义 Hausdorff 距离的分数表示、Hausdorff 分数在图像匹配中的应用,以及特征空间法对 Hausdorff 分数近似计算等内容。该定位方法有较好的鲁棒性,能解决环境有部分遮挡时的定位问题,用于移动机器人的定位系统在室内场景多次试验获得了较理想的结果。

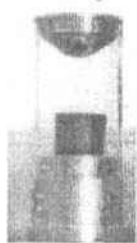


图 1 全向摄像机



图 2 全向图像



图 3 机器人



图 4 全向图像二值图

2 Hausdorff 测量

2.1 全向图像的预处理

Hausdorff 测量方法对二值图像数据有好的测量效果,因此,须对摄入图像进行二值化处理。先对输入图像进行高通滤波以减少白噪声对图像边缘提取的影响,之后运用 Prewitt 算子对展开后的图像提取边缘,通过阈值处理,去掉不明显边缘,并把全向边缘图像转化成二值图像。边缘提取过程还

可以减小光照变化引起的图像误差。

2.2 Hausdorff 距离

Hausdorff 距离是一种定义两个空间距离的测度,它通过测量一个集合到另一个集合的最远距离来描述两个集合的相似程度,具有非线性和有向性。任意二个集合 $A(m), B(n)$ 的有向 Hausdorff 距离定义为

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \| a - b \| \quad (1)$$

^{*} 本文得到了国家自然科学基金项目(K60075005)的资助。

它表示集合 B 到集合 A 的最远距离。其中 $\|\cdot\|$ 表示测量点集的范数,本文中定义为 L_2 范数,用欧式距离表示。相应的无向 Hausdorff 距离定义为

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (2)$$

由于该测量方法取决于最远的距离,因此对“突出点”非常敏感,易产生测量误差,不宜直接用于测量图像的相似程度,须引入鲁棒性更好的测量方法。文[7]定义了有向 K 阶广义 Hausdorff 距离:

$$h_f(A, B) = K_{a \in A}^b \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (3)$$

式中 $h_f(A, B)$ 表示测量的集合 B 到集合 A 的 Hausdorff 距离, $K_{a \in A}^b$ 表示测量的相似程度,是一个分数,可以用在 $h_f(A, B)$ 距离内 B 与 A 匹配成功的点数与 B 中全部点数的比率表示。若给定 $h_f(A, B) \leq d$, 并以 $f_d(A, B)$ 表示满足式(3)的最大点数,则式(3)可以重新表示为如下的分数形式(即 Hausdorff 分数):

$$F_d(A, B) = f_d(A, B) / |A| \quad (4)$$

在机器人定位过程中,先对二值化后的 B 图像运用形态算子膨胀给定距离 d , 以 B^d 表示;再用原图 A 与膨胀后的图像 B^d 进行逻辑与或点积运算。式(4)可以更简便地表示为:

$$F(A, B^d) = |A \wedge B^d| / |A| \quad (5)$$

式中 $|\cdot|$ 表示运算后灰度为 1 的像素点个数。采用(5)式可很方便地计算出给定距离的 Hausdorff 分数。若将图像 A, B, B^d 以 x, y, y^d 矢量表示,(5)可表示为

$$F(A, B^d) = (x, y^d) / \|x\|^2 \quad (6)$$

式(6)计算的结果可以作为两幅图相似程度的判据。

3 PCA 方法近似

上一步建立的 Hausdorff 分数测量没有对原图像数据降维,难以实现实时计算。如果利用 PCA 算法提取原始图像的主成分,以主成分矢量参与计算,可较大幅度压缩数据量,提高计算速度。由于 PCA 方法获得的重构矢量误差最小,将 Hausdorff 分数中的图像矢量用其主成分重构向量近似,可推导出以主成分矢量和重构矢量表示的图像点积运算,能简化计算量。

给定格式相同的两幅二值化图像 A, B, 相应的图像矢量以 x, y 表示,用 y^d 表示 B 膨胀 d 距离后的图像矢量。以 f_x, f_y, f_y^d 表示在特征空间中的投影矢量, $\hat{x}, \hat{y}, \hat{y}^d$ 表示重构矢量, c 为均值矢量,有

$$(x, y^d) = (\hat{x}, \hat{y}^d) = f_x^T f_y^d + (\hat{x} - c)c + (\hat{y} - c)^T c - \|c\|^2 \quad (7)$$

将式(7)结果代入式(6)中,则 Hausdorff 分数表示变成如下形式:

$$F(A, B^d) = \frac{f_x^T f_y^d + (\hat{x} - c)c + (\hat{y}^d - c)^T c - \|c\|^2}{\|x\|^2} \quad (8)$$

上式中, f_x^T, \hat{x}, c 在建立环境模型时已经计算得到, y^d 在定位时只计算 1 次,只有 $f_x^T f_y^d$ 在匹配时需多次计算。由于投影矢量 f 维数 l 是按 PCA 方法确定的有效特征向量的个数,它远远小于原始图像矢量维数 m ,因此按式(8)可以快速的计算 Hausdorff 分数。

4 机器人定位

对机器人进行定位前,先建立环境模型库。方法是,带有全向摄像机的移动机器人沿预定位置获取若干位置下的全景图像。将这些全景图像经过去噪、边缘提取和阈值处理,得到二值化图像的矢量矩阵和平均矢量。用 PCA 算法求出主特征矢量个数,忽略降序排列中主特征个数后所有更小的特征值对应的特征矢量,得到远远低于图像矢量维数 m 的 l 个主特征矢量,建立特征子空间;然后,将库中每个图像用膨胀前后的两个图像矢量分别投影到特征子空间,得到原始图像和膨胀图像的投影矢量矩阵 F 和 F^d 以及相应的重构矢量矩阵,建立机器人移动的环境模型库。

利用上一节分析的结果,可根据无向 Hausdorff 距离的定义,类似的建立以无向 Hausdorff 分数表示的定位函数,即:

$$F_d = \max(F_d(A_i, B)), i = 1, 2, \dots, N, \\ F_d(A_i, B) = \min(F(A_i, B^d), F(B, A_i^d)) \quad (9)$$

式中, A_i 表示位置图像库中的第 i 个处理后的图像矢量, N 为图像库中存储的图像个数,即环境模型库中的位置数。

机器人定位时,将当前摄入的图像经过二值化、特征空间投影等处理后,用(9)式求出该图像的 Hausdorff 分数值,以此值与阈值比较,得出判别结果。

5 实验结果

我们选择实验室为机器人定位的试验环境。先人工采集位置图像,建立环境模型库,然后让机器人沿着预定的路径行驶。共采集了 100 个位置的图像,位置纵向间距约 20cm,横向间距 40cm,建立了 4 个环境模型库。机器人沿前三个模型库的预定路线行走,试验结果如表 1 所示。为了检验定位计算时间和其它参数变化情况,模拟了 100 个位置的环境模型中行走情况,结果见表 1。表中定位时间是取 20 次计算中速度最快 5 次的平均值。计算机配置 CPU 为 P III 750,内存为 128M。

(下转第 28 页)

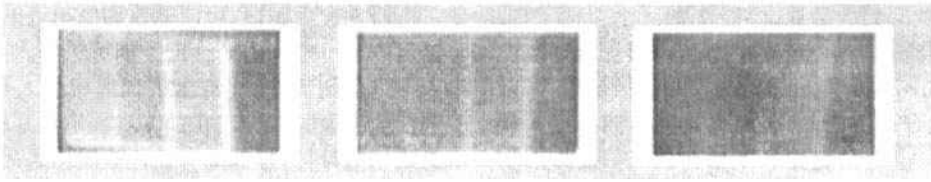


图 10 同一训练服装在场地不同位置颜色发生明显变化

服一般采用四种基本颜色,采用单色服装训练时,四种单色服装的赛前训练时间为 8 分钟左右。而采用多色训练服装进行一次性训练,获取全部颜色特征只需要 2 分钟左右,与手工采集和调试相比,视觉系统参数调整的效率得到了大幅度的提高。由于视觉系统颜色特征的调整充分考虑了场地上照明的不均匀性和反射的不均匀性,因此,这种方法对提高足球机器人运动目标检测、识别和定位的可靠性具有重要意义。

结论 本文针对足球机器人单色训练服装颜色特征自动获取过程中存在的问题,提出了采用多色训练服装,获取整个场地上多种颜色特征向量的赛前训练方法。该方法可以通过一次性训练完成多种颜色特征的提取,使训练速度大幅度提高;并允许在训练场地上存在其他机器人,训练过程易于实现。因此,这种基于训练的方法是提高足球机器人视觉系统性能的有效途径。

参考文献

- 1 Hedberg S R. Robots playing soccer? RoboCup poses a new set of challenges in intelligent distributed computing. *IEEE Concurrency* [see also *IEEE Parallel & Distributed Technology*], 1997, 5(4):13~17
- 2 Tong G F, et al. Design of RoboCup robot soccer global vision system. *Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation*, 2000, 1:212~214
- 3 Marques C F, Lima P U. Vision-based self-localization for soccer robots. In: *Proc. of IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robotics and Systems*, Volume: 2, 2000. 1193~1198
- 4 Hong C S, et al. A vision-guided object tracking and prediction algorithm for soccer robots. In: *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, Volume: 1, 1997. 346~351
- 5 Myung J J, Kim H S, Kim S, Kim J H. Omni-directional mobile base OK-II. In: *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, 2000. 3449~3454
- 6 Sahota M K, et al. Real-time Control of soccer-playing robots using off-board vision: the dynamite testbed. In: *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, 1995. 3690~3693
- 7 Shen W M, et al. Building integrated mobile robots for soccer competition. In: *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, 1998. 2613~2618
- 8 Liu H, Zha H, Feng S. A training method for robust recognition of color uniforms of soccer robots. In: *Proc. of FIRA Robot World Congress*, 2002. 666~669

(上接第 9 页)

表 1 定位结果表

位置数	成功数	成功率	定位时间	主成分维数
15	15	100%	130ms	8
25	25	100%	150 ms	16
40	39	94%	205 ms	24
100	100	100%	280 ms	52

如表 1 所示,当位置数为 15 时,只要机器人在采集位置约 5cm 以内的圆中,机器人来回移动多次都能成功定位。当位置数较大时,出现个别不成功现象,这主要是由于机器人移动位置和采集位置的差距较大造成的。当出现部分遮挡时,如距机器人 3m 外有单人移动,对定位结果没有影响。但当遮挡较大时,如 3m 外有 3 个以上的人移动,或 3m 以内有人移动时,对定位有一定影响,定位结果不稳定。其原因主要是因为遮挡较大和机器人位置误差累积产生较大的测量误差;假设机器人位置误差为 0,该方法能够在较大遮挡时也能较好定位。当人很接近机器人($<2m$)时,机器人无法定位,这主要是由于全向成像分辨率不均匀所致,关于全向图像分辨率详细的分析见文[1]。

结束语 本文提出的移动机器人定位方法研究

了全向摄像机用于移动机器人的定位,通过 Hausdorff 分数测量方法可以解决环境有部分遮挡时的定位问题。引入 PCA 方法,能有效地降低原始图像矢量维数,减少了存储空间要求,提高了移动机器人的定位速度。这种方法能用于移动机器人移动的实时定位,试验表明,该方法定位成功率较高,且鲁棒性较好。下一步的研究目标是,当位置数量很大时的定位实时性和鲁棒性。

参考文献

- 1 徐岸. 鱼镜头立体视觉和全向立体视觉:[北京理工大学计算机科学与工程系硕士论文]. 2002
- 2 Gluckman J, Nayar S K, Thorek K. Real-time omnidirectional and panoramic stereo. In: *Proc. of DARPA Image Understanding Workshop*, volume 1, 1998. 299~303
- 3 Leonardis A, Bischof H. Robust recognition using eigenimages. *CVIU*, 2000, 78(1): 99~118
- 4 Pajdla T. Robot localization using panoramic images. In: *Norbert, Braendle, eds. Proc. of the Computer Vision Winter Workshop*, Rastendorf, Austria. 1999
- 5 Winters N, Santos-Victor J. Omnidirectional visual navigation. In: *1st Intl. IEEE Workshop on Omnidirectional Vision at CVPR*, 2000. 21~28
- 6 Nayar S K, Baker S. Catadioptric image formation. In: *Proc. of the 1997 DARPA Image Understanding Workshop*, May 1997
- 7 Huttenlocher D P, Klanderman G A, Ruvklidge W J. Comparing Images Using the Hausdorff Distance. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(9): 850~863