

基于角点聚类的移动机器人自然路标检测与识别

蔡自兴,王勇,王璐

(中南大学 信息科学与工程学院,湖南 长沙 410083)

摘要:针对未知环境中机器人视觉导航的自然路标检测,提出了一种基于角点聚类的自然路标局部特征提取、不变性表示及其匹配算法.用 SUSAN 算子提取左右视图中的角点,在极线约束下对左右视图的角点进行匹配,消除遮挡或噪声引起的角点;同时应用立体视觉计算角点视差,进一步筛选角点.根据角点聚类策略提取自然路标局部特征,并提出不随距离、角度变化的局部特征不变性表示及匹配方法.理论分析和实验结果表明,该算法具有较好的鲁棒性,在一定距离和角度变换下能够对路标进行正确识别.

关键词:未知环境;移动机器人;角点聚类;双目视觉;局部特征;匹配算法

中图分类号: TP242.6+2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2006)01-0052-05

Corner clustering based detection and recognition of natural landmark for mobile robot

CAI Zi-xing, WANG Yong, WANG Lu

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Aiming at the detection of the natural landmarks for mobile robot navigation based on vision system in unknown environment, this paper presented a novel method based on corner clustering method to build the invariant model of local feature of unknown natural landmark and recognize it. Firstly, SUSAN operator was used to detect corners in the left and right pictures. Then those corners were matched in the two pictures, so that occluded points could be deleted. Then, corners were clustered according to the corner clustering strategy to build the invariant model of local features of unknown natural landmark. Lastly, the method was given to match the model, and experiments showed that the method was effective to build the invariant model of natural landmark and could also be recognized when viewpoint and scale were changed.

Key words: unknown environment; mobile robot; corner clustering; stereo vision; local feature; matching algorithm

机器人要实现自主导航,就必须确定自身的位置.机器人定位就是确定及跟踪自身与环境相对位置的过程,这在过去十几年获得了较多的研究.机器人的精确定位是实现机器人导航,尤其是在全局环境建模的研究中起关键作用的因素.目前机器人定位应用较多的传感器有激光雷达和声纳等,但是上述2种传感器具有一定的局限性,在动态环境中,可能出现定位错误,并且其作用距离也有局限性,而视觉定位因为其信号探测范围宽、信息获取完整等优点

受到人们的关注.

常用的机器人视觉定位方法有基于全景视觉的定位方法^[1-2]、基于路标的定位方法^[3-4]等.路标定位是通过识别人造路标(如线、箭头或者其他的不同目标)或者自然物(如门、窗、角点或者能够与环境区分明显的建筑物),并应用立体视觉确定路标的距离、角度等深度信息对机器人进行定位.但是这些标定物要求具有明显的与周围环境区分的特征,如何从图像中检测受外界环境变化影响较小的标定物,并且从中提取特征及其不变性表示是路标定位的热点与难点.

在文献[5]中,David提出一种提取目标的不随

收稿日期:2006-02-19.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60234030,60404021);国家自然科学基金项目(A1420060159);湖南省院士基金资助项目(05JJY3035).

距离变化的局部特征来识别目标的方法 (scale invariant feature transform, SIFT). 该算法将整幅图片转变为一个由局部特征向量组成的数据集, 这些特征向量具有不随图像的平移、旋转和角度变化而变化的特性. 该算法提取大量的局部特征集, 所以能较为稳定地识别目标, 但是带来了较大的运算量, 不利于机器人的实时导航.

Gyuri D. 等人在文献 [6] 中提出一种用具有判别性的局部特征来识别目标的算法. 算法首先用不随距离变化的目标局部特征点聚类来表示目标的外观, 然后训练分类器选择最具有判别性的聚类. 此算法能够在复杂背景下建立并识别目标. 但是, 此算法基于二维图像, 不能获得目标距离、角度等三维深度信息.

文中的算法将对以上方法的局部特征提取、特征表示及匹配方面进行改进. 应用 SUSAN 算子提取左右视图的角点; 在极线约束下, 通过左右视图的角点匹配消除遮挡或噪声引起的角点, 并计算有效角点的视差; 根据角点聚类策略提取自然路标局部特征; 最后根据角点间角度差不变性, 提出一种路标局部特征距离角度不变性表示及匹配的算法.

1 角点的提取、匹配及聚类

1.1 角点提取

角点是图像的重要特征, 通常定义为图像边缘的曲率出现突变或发生显著变化的点, 其具有旋转、平移和缩放不变性的优点, 是模式识别中经常用到的一类不变量^[7]. 文中将使用文献 [8] 介绍的 SUSAN 算子提取角点.

用 SUSAN 圆形模板在图像上移动, 若模板内像素的灰度与模板中心像素的灰度差值小于一定阈值, 则认为该点与中心元素具有相同 (或相近) 的灰度, 由满足这样条件的像素组成的区域称为同值分割吸收核区域 (univalue segment assimilating nucleus, USAN). 把图像中的每个像素与具有相似灰度值的局部区域相联系是 SUSAN 原则的基础.

提取角点时, 用 SUSAN 模板扫描图像, 比较模板内每一像素与中心像素的灰度值, 并给定阈值来判别该像素是否属于 USAN 区域, 如下式:

$$c(r, n) = \begin{cases} 1, & \text{if } |I(r) - I(n)| < t, \\ 0, & \text{if } |I(r) - I(n)| > t. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $c(r, n)$ 为灰度比较的结果, $I(r)$ 为模板内其他像素的灰度值, $I(n)$ 为模板中心像素的灰度值, t 是灰度差阈值. 则图像中某一点的 USAN 区域大小可由下式表示:

$$n(n) = \sum_r c(r, n). \quad (2)$$

得到每个像素的 USAN 区域后, 再由下式:

$$R(n) = \begin{cases} g - n(n), & \text{if } n(n) < g \\ 0, & \text{if otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

得到图像的边缘响应, 其中 g 为几何阈值, 控制角点的生成质量.

1.2 角点匹配

用 SUSAN 算子提取左右视图的角点后, 在极线约束下匹配左右视图中的角点, 消除被遮挡或噪声引起的角点. 图 1 为双目视觉中极线几何关系的一般形式, C_l 和 C_r 点分别为左右摄像机的光心, 为空间点 P 和 2 个摄像机光心确定的极平面, p_l 和 p_r 分别为 P 点在左右图像上的像点, e_l 和 e_r 分别为极线和图像平面的交点, 直线 $e_l p_l$ 为左图像上对应于 p_r 点的极线, 直线 $e_r p_r$ 为右图像上对应于 p_l 点的极线.

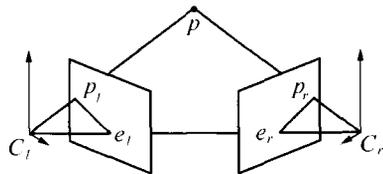


图 1 双目视觉中的极线几何关系
Fig. 1 Polar of stereo vision

在极线约束下, 将左右视图中的角点匹配, 保留能够匹配的角点, 对于不存在匹配的角点, 作为被遮挡或噪声引起的角点而清除.

1.3 根据角点视差选取角点

在极线约束下匹配左右视图的角点而清除遮挡或噪声引起的角点的过程中, 同时计算每个角点的视差. 图 2 为实验中所使用的光轴平行的双摄像机成像模型.

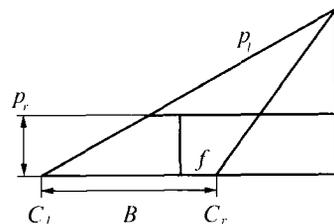


图 2 立体视觉测距

Fig. 2 Measure by the stereo vision

其中 C_l 和 C_r 分别为左右摄像头, 点 p 为空间点, 其像点 p_l 和 p_r 为左右像点. 摄像头的焦距为 F , B 为基线. 根据三角关系, 可以求出点 p 到基线

的垂直距离, 即其深度信息为

$$d = BF / |p_{lx} - p_{rx}| \quad (4)$$

式中: p_{lx} 、 p_{rx} 分别为图像中像点的横坐标, $|p_{lx} - p_{rx}|$ 为左右像点视差。

对于视差较小、三维深度比较大的角点, 根据式(4), 即使小的误差, 也会带来较大的深度信息误差; 为了降低角点聚类的复杂度和减少误差, 视差小于阈值 \min 的角点不参与聚类, 而视差很大的角点, 距离摄像头比较近, 尽管其三维深度的误差较小, 但是对距离变化比较敏感, 不利于在距离变化较大时匹配, 因此, 视差大于阈值 \max 也不参与聚类。

1.4 角点聚类

在未知环境中, 自然路标的位置、大小和形状都是未知, 难以用先验知识来指导自然路标的特征提取, 并且难以提取整个路标的特征。因此, 把具有某些相似性特征的角点聚类, 用角点聚类作为对自然路标局部特征的描述, 以局部特征表示自然路标。角点的聚类准则, 不宜由一个特征属性来确定, 文中根据角点视差、角点之间距离和角点颜色 3 个属性来聚类, 分别有如下相似性度量公式。

基于角点视差的相似性度量公式:

$$M(x, y) = \exp\{- (x - y)^2 / 2 \sigma_m^2\} \quad (5)$$

基于角点之间距离的相似性度量公式:

$$D(x, y) = \exp\{- (x - y)^2 / 2 \sigma_d^2\} \quad (6)$$

基于颜色的相似性度量公式:

$$C(x, y) = \exp\{- ((c(x) - c(y)))^2 / 2 \sigma_c^2\} \quad (7)$$

对于每个角点, 构造如下的目标函数:

$$w = \prod_{i=1}^n (1 / \ln M_i + 1 / \ln D_i + 1 / \ln C_i) \quad (8)$$

式中: n 为以角点为圆心, 半径为 r 的圆里所包含的其他角点的数目, r 的取值决定 n 的数量。Max(w) 即为所求的角点, 以 Max(w) 角点为中心, 和半径为 r 的圆里所包含的其他角点构成的角点聚类即为所求的局部特征。

2 自然路标局部特征模板建立及匹配

2.1 建立路标局部特征模板

对局部特征不变性表示, 文中提出一种基于角点之间角度差的特征表示算法, 该算法计算量小, 处理速度快, 能够满足机器人导航的需求。

图 3 所示为其算法思想, 图 3(a) 为角点聚类生成的路标局部特征模板, 图 3(b) 为当机器人移动后重新采集图像生成的其中一个候选聚类。由于角度和距离的变化, 新生成的聚类角点数目发生了变化, 并且其内部各个角点之间的距离也可能发生了变

化, 但是在一定的距离和角度变化下, 各个角点之间的角度差并没有较大的变化。基于以上思想, 文中提出距离、角度变化而角度差不变的路标局部特征表示方法。

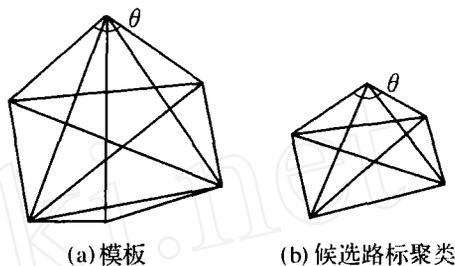


图 3 局部特征模板建立算法

Fig. 3 The algorithm of model building of local feature

用如下的数据结构表征每个角点:

$$p_i = \{ j \mid j \in (1, C_{n-1}^2) \} \quad (9)$$

式中: 为角点 p 与其他任意 2 个不同的角点形成的夹角, 为降低复杂度, 忽略小于 5 的值, 所以 n C_m^2 , m 为该聚类中其他角点的数目。

则自然路标局部特征的模板表示为

$$l = \{ p_i \mid i \in (1, (m + 1)) \} \quad (10)$$

式中: $m + 1$ 为模板中的角点的数目。

2.2 模板匹配

将新检测到的候选路标局部特征角点聚类与模板匹配, 把新生成的候选聚类的每个角点和模板中的角点匹配。

定义角点匹配函数:

$$i = \begin{cases} 1, & \text{if } |p_p - p_q| < f, \\ 0, & \text{其他;} \end{cases} \quad (11)$$

$$f = \max_i i \quad (12)$$

式中: p 为式(9)中定义的角点数据结构。当匹配结束, f 小于设定阈值 f_s , 则认为匹配失败, 保存 f , 重新选择其他角点匹配, 直到结束, 取最大的 f 值作为该点匹配函数。

定义匹配函数:

$$s = \sum_{i=1}^m f_i \quad (13)$$

式中: m 为待匹配的角点聚类所包含的角点数目, s 最大的角点聚类作为匹配得到的自然路标局部特征。

3 实验结果及分析

实验环境: CPU P4 1.8 GHz, 内存 512 MB, 操作系统 Windows XP SP2, 编译工具 Visual C++

6.0. 实验图像由 2 台 SONY 摄像机获得,分辨率为 300 ×300 像素.

图 4 所示为角点提取后的实验室图像. 图中的十字点为所提取的角点. 为了减少运算量,设置的阈值较高,只有那些与周围环境有较大区别的角点才被提取出,一些周围变化舒缓的点并没有被提取.



图 4 角点提取

Fig. 4 Detection of corners

图 5 为对角点聚类后所提取的自然路标局部特征. 其中圈内的角点为聚类的自然路标局部特征. 在图中,聚类的角点颜色具有较高的相似性,并且与摄像机的距离适中.

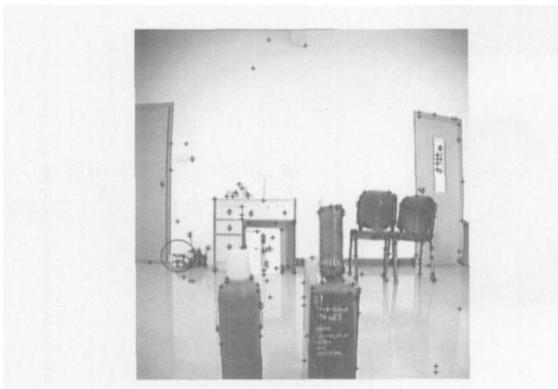


图 5 角点聚类

Fig. 5 Cluster of corners

图 6 为图像旋转 5 后的图像匹配的结果,旋转一定角度后,聚类的角点数量发生变化,图中的聚类并不是式(8)中 w 最大值的聚类,经过匹配后为式(12)中 s 最大值,由图示匹配成功. 图 7 为图像旋转不变性实验结果. 对 15 个不同场景每旋转 10 的图像进行实验,实验结果为这些实验的统计数据,该结果证明,该算法具有良好的旋转不变性. 图 8 为视角变化时,式(5)中 m 的取值对检测结果的影响. 实验中,角点视差是聚类的一个重要度量性公式,期望所选取的角点相对于双目摄像机来说在相近的平

面上. 然而,当视角变化时,视差约束影响着检测结果. 结果为 25 次实验统计数据,图像中的视角变化从上到下依次为 5°、10°、20° 和 30°. 实验证明, m 的取值对视角变化后的不变性检测具有较大影响.



图 6 图像旋转后的目标识别

Fig. 6 Recognition of target after rotation

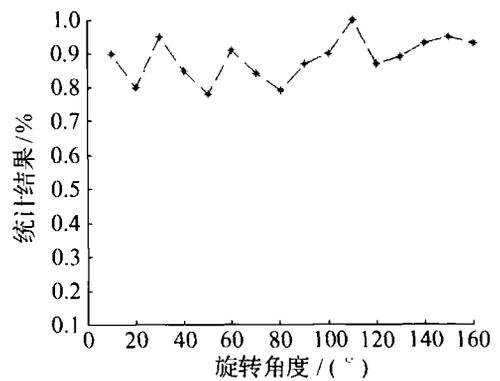


图 7 旋转不变性实验结果

Fig. 7 Experiments of rotation invariability

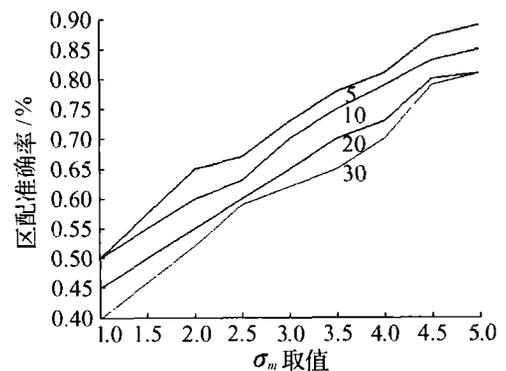


图 8 取值对视角不变性结果影响

Fig. 8 The effect of m on viewpoint invariability

4 结束语

文中提出了一种基于角点聚类的自然路标局部特征提取及其建模和匹配的算法,理论分析与实验

证明,此算法能够快速检测自然路标和建立稳定的路标局部特征模板,并能够在一定的距离和角度变化的情况下正确识别路标.

今后研究方向: 1) 在整个环境具有很丰富的纹理情况下,由于角点数量急剧增长,匹配计算量成几何级增长,使该检测方法具有一定的局限性,需要在角点识别方面改进,提取关键角点,以减少计算量. 2) 匹配模板算法中角度差式(12)的阈值,在改进中做到自适应的取值,以适应不同的角度变化. 3) 对于不同的距离与视角变化要求的不变性问题,式(5)~(7)中的阈值能够做到自适应变化. 4) 尽管结果是在良好的人造环境中的实验数据,但是由于没有加入任何先验环境知识的指导,此实验环境可以看作未知环境.当然,在今后的工作中,将在多个不同的环境提高算法的可靠性.

参考文献:

[1] ZHOU Chao, WEI Yucheng, TAN Tieniu. Mobile robot self-localization based on global visual appearance features [A]. Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Robotics & Automation [C]. Taipei, 2003.

[2] SUGIHARA K. Some location problem for robot navigation using a single camera[A]. Comput Vision, Graphics, Image Processing[C]. San Diego, USA, 1988.

[3] SIMSARIAN K T, OLSON T J, NANDHA KUMAR N. View-invariant regions and mobile robot self-localization [J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1996, 12 (5): 810 - 816.

[4] BETKE M, GURVITS L. Mobile robot localization using landmarks [J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1997, 13(2): 251 - 263.

[5] DAVID L. Object recognition from local scale invariant features[A]. Proc of the International Conference on Computer Vision[C]. Greece, 1999.

[6] GYURI D, CORDELIA S. Object class recognition using discriminative local features [R]. Rapport de recherche de l'INRIA, RR - 5497, 2005.

[7] KRYSZLAN M, CORDELIA S. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63 - 86.

[8] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN—a new approach to low level image processing [J]. Int Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45 - 78.

作者简介:



蔡自兴,教授,博士生导师,1962年西安交通大学本科五年制大学毕业.研究方向为人工智能基础、智能控制及智能机器人.获科教奖励30多项,其中国家级奖励2项,省部级奖励20多项.已在国内外发表论文550多篇,出版专著和教材26部.

E-mail: zxcaieee@gmail.com



王勇,中南大学硕士研究生,主要研究方向为机器人视觉定位.



王璐,中南大学博士研究生,主要研究方向为智能机器人、人工智能和机器人视觉及环境建模研究.