

文章编号:1001-9081(2006)09-2034-04

未知环境中基于视觉显著区域的拓扑定位

王璐^{1,2}, 李玉玲¹, 蔡自兴²

(1. 中原工学院 计算机系, 河南 郑州 450007; 2. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

(dqx_wl@21cn.com)

摘要:针对移动机器人在未知环境中的导航问题,提出并实现一个新的基于视觉显著区域的拓扑定位系统。首先采用中心—周围差方法在多尺度图像空间中计算颜色及纹理对比,根据检测出的显著线索构造适宜尺寸的显著区域。然后将这些场景中的视觉显著区域利用隐马尔科夫模型组织成为拓扑图中的一个顶点,从而将定位问题转化为隐马尔科夫模型(HMM)的估值问题。该系统支持机器人在线建立环境的拓扑模型,同时进行定位。实验结果表明,该方法能够在机器人移动过程中发生尺度、2 维旋转、视角等变化时稳定地检测出显著视觉区域,场景识别率较高。实验证明该定位系统有能力保证机器人在未知环境中的安全导航。

关键词:视觉显著区域; 拓扑定位; 隐马尔科夫模型; 移动机器人

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A

Topological localization based on visual salient regions in unknown environments

WANG Lu^{1,2}, LI Yu-ling¹, CAI Zi-xing²

(1. Department of Computer Science, Zhongyuan Institute of Technology, Zhengzhou Henan 450007, China;

2. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: This paper presented a new topological localization system for mobile robot navigation based on salient visual regions. These salient regions were obtained by computing the contrast of color and texture among multi-scale image spaces, and then they were organized to construct the vertex of topological map by using HMM(Hidden Markov Model). So localization problem can be converted to the evaluation problem of HMM. In our system, the topological map of environment can be created online and the robot locates itself concurrently. Experiments show that the salient regions are stable to large changes in scale, 2D rotation and viewpoint. Higher ratio of recognition was obtained. And our localization system can guarantee mobile robot navigation safely in unknown environment.

Key words: visual salient region; topological localization; HMM(Hidden Markov Model); mobile robot

0 引言

定位是移动机器人导航领域的基本问题之一。目前基于摄像机视觉的定位技术主要可以划分为两类:几何方法与拓扑方法。其中拓扑法采用邻接图表示环境,无需精确坐标,因此在基于单目视觉的定位系统中占主导地位^[1]。该类方法通常包括两项基本技术,即特征检测与顶点识别。

采用特征来表示机器人所在环境。移动机器人导航中的特征检测技术要求所检测的特征必须具有一定的稳定性,即在机器人移动过程中引起的尺度、旋转、视角以及亮度变化等条件下仍然能够保证该特征的重复检测。特别是未知的自然环境中,这种变化是不确定的而且有时非常大。目前针对未知环境的特征检测问题主要采用两种可行的方案:一种是提取兴趣点来构造稳定的特征,另一种则直接用图像的外观特征(appearance features)来表示环境。

David Lowe 提出一种 SIFT 方法,该方法利用所检测出的兴趣点的尺度和方向特征组成相似性不变描述子。该图像特征对于尺度、旋转变化的不变性,对于亮度变化具有部分不

变性^[2]。但 SIFT 方法在一幅图像中可能产生上千的兴趣点,因此后续处理的计算负担比较沉重。Robert Sim 则通过抽取图像边密度图中的局部最大值来建立路标原型,然后用经过学习产生的跟踪路标集合来表示环境^[3]。与 Lowe 的兴趣点方法不同,这些路标原型是原始图像中的小区域图像,因此也称为路标区域。该方法所产生的特征(路标)个数显著降低,但是对于尺度等变化不具有不变性。

Iwan Ulrich 利用全景摄像头感知环境,实现了一个基于图像直方图的场景识别系统,所采用的外观特征包括 HLS 以及 RGB 共 6 幅颜色直方图^[4]。这些特征具有旋转不变性但对于光照及视角变化非常敏感。Chao Zhou 使用普通 CCD 摄像头感知环境,采用多维直方图描述整幅图像的外观特征^[5]。该方法非常简便,但易受尺度、光照以及 2 维旋转等变化的影响。除此之外,PCA 方法也为一些研究者采用^[6]。但正如文献[14]所述,该方法对于代表某类环境比较有效,而对于分类却没有多大帮助。

而在顶点识别技术中,通常采用最近邻策略寻找最匹配的顶点以实现定位,而采用 Kalman 滤波以及 Markov 定位等

收稿日期:2006-03-28; 修订日期:2006-06-16 基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(60234030); 国家自然科学基金(NSFC)青年基金资助项目(60404021); 河南省科技攻关项目(0424220208)

作者简介:王璐(1972-),男,辽宁清原人,博士研究生,主要研究方向:人工智能、机器视觉、移动机器人导航; 蔡自兴(1938-),男,教授,博士生导师,主要研究方向:人工智能、机器人学、智能控制。

概率技术来处理定位误差^[7,8]。其中, Kalman 滤波需要提供传感器及不确定性的统计模型,而且必须维护一个巨大的协方差阵。Markov 定位则需要传播概率密度函数。因此,两者的计算代价都很高。

本文综合了两种特征检测方案,从而提出一种新的基于隐马尔科夫模型的拓扑定位系统。该系统采用单目摄像机感知环境,抽取显著的局部图像区域作为自然路标,并计算该局部图像的外观特征用于识别。由于采用局部图像代替整幅图像表示环境,本系统能够对环境变化具有更高的容许程度。然后利用隐马尔科夫模型将这些显著区域组织起来构造拓扑图的顶点。于是定位问题可以转化为隐马尔科夫模型的估值问题,从而使识别更加可靠,并且降低了计算需求。

1 局部显著区域检测

生物视觉系统的研究表明:当生物体(例如果蝇)观察周围环境时,往往由于行为目的需求或局部景象线索(如突出物体)将注意力有选择地集中在景物的某些特定区域上^[9]。将这样的区域作为自然路标可以有效地区分和代表各种环境。受此启发,本文采用中心-周围差方法在多尺度图像空间中计算颜色与纹理对比以检测显著性,并根据所形成的显著图指出显著区域所在的中心位置。

1.1 建立多尺度图像空间

令输入图像为 G_0 , 按如下公式建立多尺度图像空间 $G_1 - G_4$ (1:1 to 1:64)。

$$G_{n0} = W * G_{n-1} \quad (1)$$

$$G_n = \text{Subsampled } G_{n0}, \quad n \in [1, 4] \quad (2)$$

这里 W 代表高斯低通滤波器,“*”代表卷积操作。取尺度 1,2 为中心级,即 $\text{Centers} = \{G_1, G_2\}$ 以及尺度 3,4 为周围级,即 $\text{Surroundings} = \{G_3, G_4\}$ 。级间对比度定义为 Centers 与 Surroundings 之间的特征差,用符号“ Θ ”表示。具体含义为将周围级插补运算后得到中心级图像大小,再与中心级作逐像素的特征差值运算。

1.2 计算颜色对比

根据人眼对颜色的敏感性,将 RGB 空间转换到 RGBY 空间,着重强调红/绿、蓝/黄的对比如^[10]。转换公式如下:

$$R = r - (g + b)/2 \quad G = g - (r + b)/2$$

$$B = b - (r + g)/2 \quad Y = (r + g)/2 - |r - g|/2 - b$$

计算颜色对比:

$$RG(c, s) = | (R(c) - G(c)) \Theta (G(s) - R(s)) | \quad (3)$$

$$BY(c, s) = | (B(c) - Y(c)) \Theta (Y(s) - B(s)) | \quad (4)$$

其中, $c \in \text{Centers}, s \in \text{Surroundings}$ 。 $RG(c, s)$ 表示红/绿对比度, $BY(c, s)$ 表示蓝/黄对比度。

1.3 计算纹理对比

基于 Gabor 滤波的纹理分析具有在空间域和频率域同时取得局部最优化的特性。对人的心理物理学、视觉生理学的研究表明,人的视觉注意系统有着与其相似的特性^[11]。

Gabor 滤波器定义为 $h(x, y) = g(x, y) e^{2\pi j(ux + vy)}$ 。由于 Gabor 滤波器在频率域是极对称的,因此方向选择只要在 $0 \sim \pi$ 之间就能覆盖整个频率域空间。为计算简便,仅考虑滤波器方向角为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 四种情形。

给定图像在四个方向的纹理分析如下:

$$T_\theta(x, y) = | G_n(x, y) * h_\theta(x, y) | \quad (5)$$

“*”代表卷积, $h_\theta(x, y)$ 为包括四个方向的 Gabor 滤波器函数。

计算纹理对比:

$$T(c, s, \theta) = | T_{c\theta}(x, y) \Theta T_{s\theta}(x, y) | \quad (6)$$

其中, $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 。

1.4 建立显著性指示图

首先定义归一化操作 $N(\cdot)$: (1) 将前面得到的每幅对比结果图中的所有值转换到 $[0..M]$ (本文中 $M = 255$) 空间,从而保证具有不同数值范围的对比结果映射到相同数值空间; (2) 计算每幅对比图的最大值 V_{\max} 和平均值 V_{means} ; (3) 将每幅对比图分别乘以各自的 $(V_{\max} - V_{\text{means}})^2$, 从而使原本突出的区域或位置更加显著。然后按公式(7), (8), (9) 综合所有颜色与纹理对比图,最终生成显著性指示图。

$$\bar{C} = \bigoplus_{c=1}^2 \bigoplus_{s=3}^4 [N(RG(c, s)) + N(BY(c, s))] \quad (7)$$

$$\bar{T} = \sum_{\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}} N \left(\bigoplus_{c=1}^2 \bigoplus_{s=3}^4 T(c, s, \theta) \right) \quad (8)$$

$$S = w_1 \bar{C} + w_2 \bar{T} \quad (9)$$

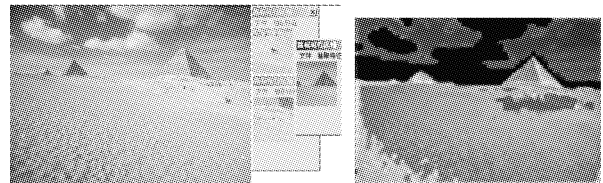


图1 针对 Berkeley 图像库的显著性检测实验

w_1, w_2 两个权值用来表达颜色与纹理分量各自的贡献。为使其设置更加合理,我们基于 LMS 设计了学习算法对两个权值进行离线学习,但由于篇幅所限,这里不再赘述。图 1(b) 显示所得到的显著性指示图,图中越亮的位置显著性越强。接下来以显著性指示图 S 中显著位置为中心在原图中取一定尺寸的子图像作为路标区域。该尺寸大小可根据显著位置周围子图像的梯度方向特征的变化来自适应地选取^[12]。

2 基于 HMM 的拓扑环境模型(地图)

由于隐马尔科夫模型具有非常好的部分信息恢复能力,在语音识别领域取得很多成功的经验,本文利用隐马尔科夫模型(HMM)来构造和识别拓扑地图的顶点。

与全景视觉系统类似,本系统中机器人通过扫视周围环境获得全方位图像序列。利用前文所述方法从每幅图像中检测若干显著区域(路标),并组成一个路标序列,该序列的次序与图像序列的次序相同。然后基于这个包含 k 个显著区域的观测路标序列 $L_1 \sim L_k$ 建立一个隐马尔科夫模型,将其作为机器人所在位置的环境描述。本系统中使用的 EVI-D100 摄像头的视角为 65° ,考虑重叠及效率,扫视环境时每隔 36° 采样一次,则机器人在每个位置获得 10 幅图像。令获得图像的 10 个方向作为 HMM 的隐状态 $S_i (1 \leq i \leq 10)$,所建立的 HMM 参见图 2。其中,模型参数 a_{ij} 以及 b_{jk} 通过 Baum-Welch 算法学习获得^[14],学习过程中作为结束条件的阈值设为 0.001。

对于拓扑图中的每条边,我们为其赋予两个信息:两个顶点间的距离和方向。距离信息可以通过里程计的读数获得,边的方向则相对于地图上预先设定的水平方向。探索初期地图为空,则将机器人的朝向设为水平方向。当机器人重新进入该环境,利用先前建立的地图进行定位时,必须至少识别两个顶点以适应地图的方向。

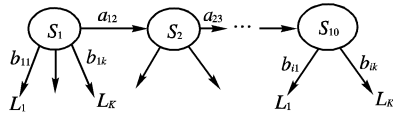


图2 描述环境的HMM

3 探索与建模

本系统能够在环境探索过程中在线建立拓扑模型,机器人在建模与定位过程中存在两种状态。

初始定位状态 如果地图为空,机器人将创建一个顶点添加到地图中,并为其赋予一个“信念(belief)”。如果地图不为空,机器人必须在整个地图上搜索以实现初始定位。而且机器人还必须探索初始位置附近的局部区域,以搜索地图上的另一个顶点,从而确定机器人以及地图的方向。这个步骤非常关键。

探索状态 机器人抽取环境中的显著区域,然后在地图上搜索具有最大 HMM 估值的顶点。如果该值超过阈值,机器人接受此次判别完成在地图上的定位。同时,将当前观测得到的显著路标区域按照其方向无重复地添加到匹配顶点的伴随观测序列中,并重新学习 HMM 的参数。为解决环形拓扑定位问题,算法搜索机器人周围一定范围 R (室内环境 $R = 1\text{m}$, 室外环境 $R = 5\text{m}$) 内的顶点。若搜索不到任何匹配顶点,则添加新顶点到地图,并为其赋予一个“信念”。

“信念”是一个概率值,初始设为 0.1。定义如下: $B^i = B + m * C_r$ 。其中, C_r 代表步距,初始设为 0.1; 若搜索到匹配顶点, m 为 1; 若未搜索到, m 为 0。本系统利用此“信念”值处理地图中顶点的不确定性,并且随着机器人探索实时更新该值。

4 定位

本系统中的定位问题也就是位置(场景)识别问题。为实现在拓扑地图上的定位,机器人必须首先扫视环境,抽取路标序列 $L_1' \sim L_k'$, 然后在地图上搜索最匹配的顶点(位置)。与传统的概率定位方法不同^[13], 本系统中定位问题可以转化为 HMM 的估值问题。估值最大且超过一定阈值的顶点被认为是最匹配的顶点,即机器人所在的最可能的位置。

为进行估值,首先必须根据观测路标序列 $L_1' \sim L_k'$ 来准备一个观测序列 V^T 。

$V^T = \{L_i \in \text{某个待识别的顶点并且匹配上 } L_1' \sim L_k' \text{ 中的一个}\}$

采用 Jeffrey 距离计算 L_i 与 L_i' 间的相似性,该距离的定义见文献[4]。一旦观测序列得以产生,估值过程就是计算一个后验概率值 $P(V^T)$ 。计算公式如下,其中 ω_r^T 表示一个隐状态的集合, r 代表一个特定隐状态序列的下标。详细计算过程及算法见文献[14]。

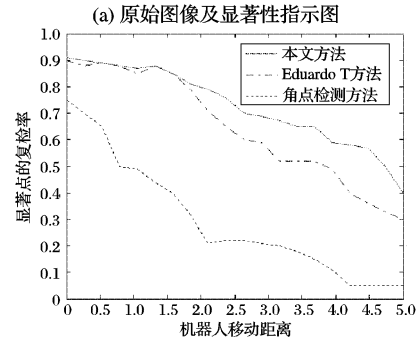
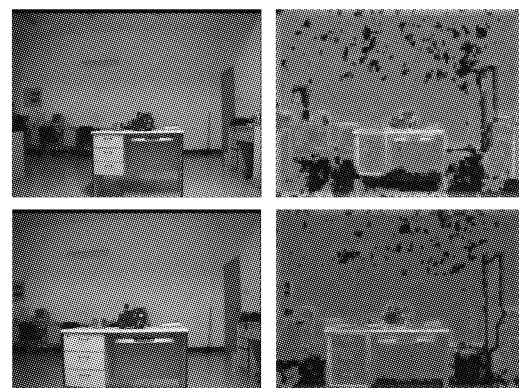
$$P(V^T) = \sum_{r=1}^{r_{\max}} P(V^T | \omega_r^T) P(\omega_r^T) \quad (10)$$

5 实验及分析

5.1 环境特征的可重复检测实验

移动机器人导航要求当视场内环境发生一定程度变化时,仍能稳定地再次检测出先前得到的环境特征。为验证本文所提出方法对于环境特征(本文中的局部显著区域)的可重复检测能力,我们对远近尺度、旋转、视角变化等情况下的显著性检测进行了实验。

在兴趣点检测方面,基于角点的方法应用非常广泛。但由于该类方法不具备尺度不变性,因此只适于机器人缓慢运动而引起场景仅发生微小变化的场合。而本文方法基于尺度空间理论,该理论已经证明具有较高的可重复检测性^[15]。图3中机器人前进 5m 的实验表明本文方法与 Harris 角点检测方法^[16] 及 Eduardo T 方法^[10] 相比能够容许更大的尺度变化。



(b) 3种算法对尺度变化的容许程度比较

图3 远近尺度变化实验

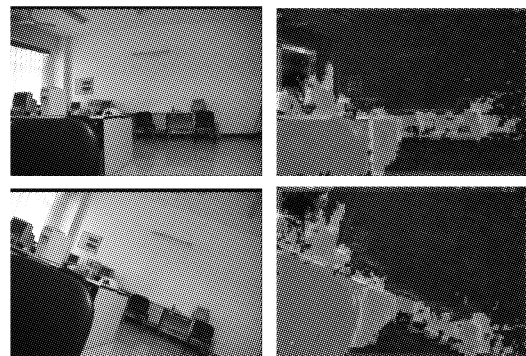


图4 2D 旋转变化实验

图4 给出摄像机旋转 40° 的 2D 旋转实验结果。实际上,在背景变化不明显情况下,本方法基本上能够容许任何角度的变化。

视角变化使原来局部变化的极值点淹没在新的极值点中,而本文方法在多数环境下能够有效地检测出基本一致的显著点。图5 显示门在视角变化情况下仍然保持了其显著

性。但是本文方法对于光照变化比较敏感,这也意味着我们还需改进算法,进一步提高路标检测的稳定性。

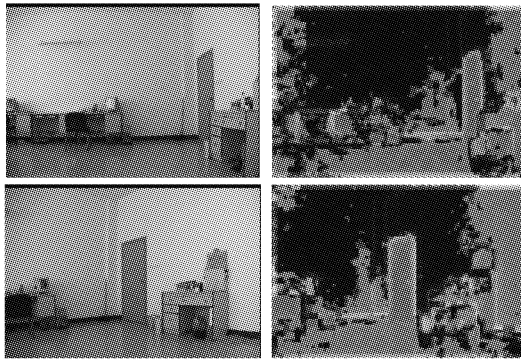


图 5 视角变化实验

5.2 建模与定位实验

本定位系统已经在本实验室自行研制的移动机器人 MORCS-1(见图 6)上实现,其中视觉系统由一个 CCD 摄像机 EVI-D100 和一块高性能图像采集卡 IVC-4 200 组成。图像采集的分辨率设为 400 × 320,采样频率设为 10 帧/s。用于图像分析的计算机系统安装在机器人车体内,系统采用 1GHz 处理器以及 512M 的内存。存在两个假设条件:(1)环境是平坦的;(2)内部传感器误差可以忽略。

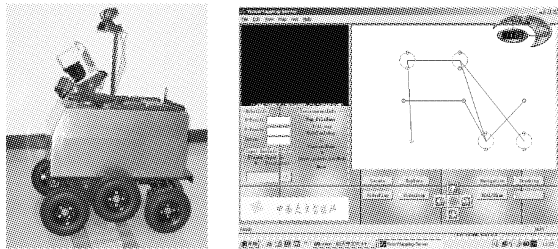


图 6 自行研制的移动机器人及所建立的拓扑地图

由于采用 HMM 来表示和识别机器人所在位置,本系统能够捕获显著区域(路标)分布的细微差别,从而有效地区分相似环境。表 1 给出针对室内静态环境的位置识别结果,该环境中包括 5 个房间和一条走廊。从房间和走廊共 6 种环境中各自选取 10 个位置,然后分别建立每个位置的 HMM。此后,机器人重新进入这些环境并进行识别与定位。在此阶段,机器人在每个环境中收集 20 个位置的环境信息(路标),并与前面已经建立的 60 个 HMM(代表不同的环境位置)进行匹配。

表 1 室内静态环境的识别结果

| | ratio of truth | ratio of uncertainty | ratio of new vertex | ratio of error match |
|-----------|----------------|----------------------|---------------------|----------------------|
| Room1 | 90% | 10% | 0 | 0 |
| Room2 | 85% | 5% | 10% | 0 |
| Room3 | 95% | 5% | 0 | 0 |
| Room4 | 85% | 10% | 5% | 0 |
| Room5 | 90% | 10% | 0 | 0 |
| Lane | 70% | 15% | 15% | 0 |
| Summation | 85.83% | 9.17% | 5% | 0 |

表 1 中“truth”表示待定位的位置确实匹配到正确的位置(描述该位置的 HMM 对观测序列的估值超过第二高估值 30% 以上)。“Uncertainty”表示描述该位置的 HMM 对观测序列的估值超过第二高估值不到 10%。“Error match”表示待定位的位置匹配到了错误的位置。从表中可以看到,本定位系统的误匹配率为 0。但是有可能待定位的位置匹配不到任

何先前建立的位置,从而在拓扑图中产生新的顶点。此外,走廊环境的“识准率(truth)”较低。这是因为在此类环境中显著性线索较少,因而有时无法建立有效的隐马尔科夫模型。

机器人在自动探索环境时,如前所述,一旦匹配成功可以将相似的环境位置合并。

与利用整幅图像外观特征进行识别的系统(Method2, M2)相比,本系统(Method1, M1)由于采用局部显著区域进行定位与建模,因此具有更高的识别率,对机器人移动引起的尺度、视角等变化具有更高的容许度,并且在拓扑图中产生的顶点数量更少。

表 2 室内动态环境的识别结果

| | ratio of truth | | ratio of error match | | Sum of vertex | |
|-----------|----------------|-------|----------------------|-----|---------------|----|
| | M1 | M2 | M1 | M2 | M1 | M2 |
| Room1(D) | 80% | 80% | 0 | 20% | 2 | 6 |
| Room2(D) | 60% | 40% | 10% | 40% | 2 | 11 |
| Room3 | 90% | 85% | 0 | 10% | 1 | 2 |
| Room4(D) | 75% | 75% | 10% | 10% | 2 | 4 |
| Room5(D) | 80% | 70% | 0 | 10% | 2 | 6 |
| Lane | 70% | 90% | 0 | 0% | 2 | 2 |
| Summation | 75.8% | 73.3% | 3.3% | 15% | 11 | 31 |

但是这两类方法在动态环境中的识别率都会明显下降,如表 2 所示。房间 1,2,4,5 中由于学生正在进行实验,因此属于动态环境。

图 6 显示机器人在包括 5 个房间及一条走廊的环境中在线建立的拓扑地图。机器人移动速度为 10cm/s,每隔 10s 进行一次定位与建模。从图 6 中可以看到,拓扑图中存在 4 个错误的位置表示(顶点),其信念值低于 0.2。当时这 4 个房间中聚集了很多学生,因此造成了系统的分析错误。机器人 12 次从定位错误产生的迷失中摆脱出来。

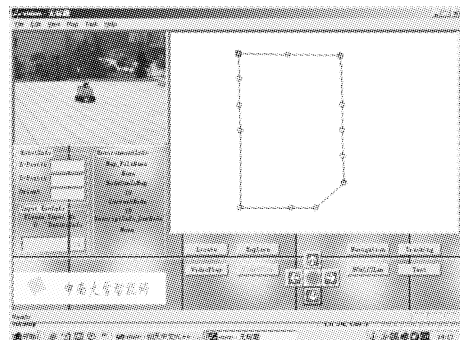


图 7 环形空间探索时建立的拓扑地图

图 7 为机器人沿广场四周漫游建立的拓扑地图。该广场比较平坦,而且没有游人等活动。机器人以 20cm/s 速度运动。得益于第 3 部分描述的搜索策略,机器人能够有效地在此环形空间中建模与定位。

6 结语

本文提出并实现了一个基于 HMM 的拓扑定位系统。实验结果表明本系统具有较高的识别与定位准确率,能够为机器人提供安全导航。本文的贡献总结如下:(1)基于显著性的自然路标检测算法具有更高的稳定性,并且利用局部图像代替整幅图像参与识别也提高了对环境变化的容许度;(2)本系统无需离线训练,而其他拓扑定位系统大多经历离线训练和在线匹配两个明显的阶段;(3)采用 HMM 捕获路标间的结构关系,从而使识别更加可靠。(下转第 2050 页)

而变化的(见图1)。

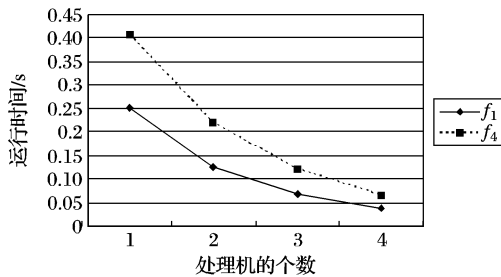


图1 f_1 和 f_4 的运行时间随处理机个数增加而变化

5 结语

根据实验结果,由于增加了粒子搜索的多样性,大多数情况下在处理约束优化时 PQPSO 的执行结果比 QPSO、标准的 PSO 算法^[5] 和别的 EAs 执行结果好,如表 2 所示。

在所得的结果比 QPSO 好的前提下,根据表 3, PQPSO 运行所需要的时间是 QPSO 运行所需时间的 1/3 到 1/4 倍之间,随着处理机的增加,有接近线性的加速比。

但是运行的时间并没有呈线性减少,这是因为一方面由于程序并行部分并不复杂,使顺序执行的百分比增大,另一方面受限于硬件和网络条件。

当运行的程序的计算时间增大时,其加速比会提高。图 1 可以看出, f_4 下降的速度要比 f_1 下降的速度快。当问题的复杂度增加时,能得到更好的加速比。

(上接第 2037 页)

系统的局限性:(1)需满足地面及内部传感器方面的假设;(2)系统在动态环境或亮度变化较大的环境中可能会失效。

尽管目前取得了较好的实验结果,但本系统还有很多地方可以进一步完善。例如本系统中采用 HMM 主要利用其对部分信息的恢复能力,而不是像其他系统一样利用其处理定位中的不确定性。下阶段我们将在这方面开展工作。

参考文献:

- [1] GUILHERME ND, AVINASH CK. Vision for mobile robot navigation: a survey[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002, 24(2):1-31.
- [2] LOWE D. Object recognition from local scale invariant features[A]. Proc. of the International Conference on Computer Vision [C]. Greece, 1999. 1150-1157.
- [3] SIM R, DUDEK G. Learning visual landmarks for pose estimation [A]. Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Detroit: IEEE Press, 1999. 1972-1978.
- [4] ULRICH I, NOURBAKHSI I. Appearance-based place recognition for topological localization[A]. Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation [C]. San Francisco, 2000. 1023-1029.
- [5] ZHOU C, WEI YC, TAN TN. Mobile robot self-localization based on global visual appearance features[A]. Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Taipei, 2003. 1271-1276.
- [6] ARTAC M, JOGAN M, LEONARDIS A. Mobile robot localization using an incremental eigenspace model[A]. Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Washington, DC, 2002. 1025-1030.

进一步的研究工作将集中于用 PQPSO 和调整的 PQPSO 参数解决全局优化问题以获得最佳解决方案以及在通信模式上的改进。

参考文献:

- [1] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization[A]. Proc. IEEE Conf. On Neural Network[C], 1995. 1942-1948.
- [2] SHI Y, EBERHART R. Empirical study of particle swarm optimization[A]. Proc. Congress on Evolutionary Computation[C], 1999. 1945-1950.
- [3] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm: explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional complex space[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.
- [4] SUN J, XU WB. Particle Swarm Optimization with Particles Having Quantum Behaviour[A]. IEEE Congress. Evolutionary Computation [C], 2004.
- [5] PARSOPOULOS KE, VRAHATIS MN. Particle swarm optimization method for constrained optimization problems[A]. Euro-Int'l Symp on Computational Intelligence 2002[C]. Slovakia, 2002.
- [6] VAR SOEST AJ, CASIUS LJR. The merits of a parallel genetic algorithm in solving hard optimization problems[J]. Journal of Biomechanical Engineering, 2003, 125: 141-146.
- [7] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 第 1 版. 北京: 科学出版社, 2004.
- [8] 都志辉. 高性能计算并行编程技术——MPI 并行程序设计[M]. 第 1 版. 北京: 清华大学出版社, 2001.
- [7] ANDRADE-CETTO J, SANFELIU A. Topological map learning for a mobile robot in indoor environments[A]. Proc. 9th Spanish Symposium on Pattern Recognition and Image Analysis[C]. Barcelona, 2001. 221-226.
- [8] VALE A, RIBEIRO MI. A probabilistic approach for the localization of mobile robots in topological maps[A]. Proc. of the 10th Mediterranean Conference on Control and Automation[C]. Lisbon Portugal, 2002.
- [9] HEISENBERG M, WOLF R. Studies of brain function. Berlin[M]. Germany: Springer-Verlag, 1984.
- [10] EDUARDO T, TORRAS C. Detection of nature landmarks through multiscale opponent features[A]. Proc. of International Conference on Pattern Recognition[C]. Barcelona, 2000. 3988-3991.
- [11] 盛文, 夏斌. 基于 Gabor 环滤波的纹理分割方法[J]. 红外与激光工程, 2003, 32(5): 484-488.
- [12] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- [13] RYBSKI J, ZACHARIAS F, PAPANIKOPOULOS N. Using visual features to build topological maps of indoor environments[A]. Proc. of the Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems[C]. Las Vegas, USA, 2003. 194-199.
- [14] DUDA R, HART P, STORK D. Pattern Classification, 2nd Edition[M]. China: China Machine Press, 2004.
- [15] LINDBERGER T. Scale - space theory: a basic tool for analysing structures at different scales [J]. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(2): 225-270.
- [16] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [A]. Proc. of Alvey Vision Conference[C], 1988. 147-151.