

基于视觉显著性的移动机器人动态环境建模

郭丙华^{1†}, 李中华²

(1. 肇庆学院 电子信息工程系, 广东 肇庆 526061; 2. 中山大学 信息科学与技术学院, 广东 广州 510006)

摘要: 本文采用视觉显著性提出了一种移动机器人动态环境建模方法. 该方法利用提出的视觉显著性模型, 对连续的2帧图像中匹配的加速稳健特征点(SURF)利用其位置关系并采用多重随机抽样一致(multi-RANSAC)算法实现了环境中动态物体显著性检测. 采用投影方法和快速均值漂移算法构建了动态环境的栅格模型, 利用得到的动态显著性物体的位置更新环境地图中的栅格占据值以及动态物体的影响区域. 动态环境显著图构建实验和动态环境的栅格模型构建实验的结果证明了上述方法是可行的.

关键词: 视觉显著性; 动态环境建模; 移动机器人

中图分类号: TP242.6 文献标识码: A

Dynamic environment modeling of mobile robots based on visual saliency

GUO Bing-hua^{1†}, LI Zhong-hua²

(1. Department of Electronics and Information Engineering, Zhaoqing University, Zhaoqing Guangdong 526061, China;
2. School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou Guangdong 510006, China)

Abstract: This paper presents a method of mobile robots dynamic environment modeling based on visual saliency. This method uses the proposed model of visual saliency to achieve the saliency detection of dynamic objects in the environment by using multi-random-sample-consensus (multi-RANSAC) algorithm and position relations of matching speeded-up-robust-feature (SURF) points in consecutive two images. It adopts the projection methods and fast mean shift algorithm to construct a dynamic environment grid model, the grid occupation area and the influence region of dynamic objects are updated by using position of the saliency objects. The results of dynamic environment saliency map construction experiments and dynamic environment grid model construction experiments illustrate the effectiveness of this method.

Key words: visual saliency; dynamic environment modeling; mobile robots

1 引言(Introduction)

移动机器人动态环境建模, 一直是自主移动机器人研究领域具有挑战性的课题之一. 在移动机器人的导航和控制过程中, 大部分情况下移动机器人面对的是一个较为复杂动态的环境, 即环境中不仅存在静止的物体(静态障碍物), 也有运动的物体(动态障碍物), 而面对运动的物体, 移动机器人则需更多的时间来预测和估计动态物体的运动情况, 其对移动机器人来说更具危险性, 因而通过配备的传感器的信息融合对动态环境建立模型, 将有助于移动机器人的工作更具安全性和高效性.

针对静态的环境, 现有的建模方法比较成熟, 主要有栅格模型^[1]、拓扑模型^[2]和混合模型^[2]等, 这些模型被应用于移动机器人工作的不同场合. 由于动态物体的存在, 使得移动机器人的环境变得复杂. 文献[3]

提出一种动态环境的建模算法, 该算法利用贝叶斯规则采用栅格模型分别融合了静态栅格地图和动态栅格地图, 并将其应用于移动机器人的定位. 文献[4]采用贝叶斯理论和Dempster-Shafer证据理论建立了动态环境的栅格模型. 上述模型通过主动传感器(如射线型传感器)扫描来侦测动态物体, 缺乏对动态物体的运动参数的估计, 由于动态地图的更新仅仅靠传感器瞬间的扫描结果来实现, 当动态物体的运动较快时, 移动机器人在导航和控制的过程中容易与其发生碰撞. 文献[5-6]则利用视觉传感器采用立体视觉方法来建立环境模型, 由于视觉传感器与射线型传感器相比较可以提供更丰富的环境信息, 因而更具优势.

面对一个复杂的场景, 人类视觉系统能够迅速地将注意力集中在少数几个显著的视觉对象上, 这个过程称为视觉注意. 在现有的视觉感知理论中, 视觉注

意是模仿人类视觉感知过程中非常重要的一部分,由于人类的视觉注意机制对动态的物体更加敏感,因而采用视觉显著性模型更加有利于移动机器人的动态环境建模.描述动态物体的运动参数主要有运动幅度、运动方向、动态物体运动区域和运动时间等,移动机器人在环境建模过程中需要对其中的一个或多个参数进行预测和估计并将其应用到模型中.目前针对动态环境中运动物体的参数估计上,研究人员提出了许多显著性模型,如文献[7]提出了一个时空视觉显著性模型,该模型在连续的视频帧中以匹配的尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)特征点距离来衡量动态物体运动区域的显著性,采用多重随机抽样一致性(multi-random-sample-consensus, RANSAC)估计算法得到动态物体的显著度,但不能得到动态物体的运动参数.文献[8]在连续的2帧图像中,采用多尺度的块匹配算法(block matching algorithm, BMA)得到了动态物体的速度向量,并由此建立了一个动态的视觉显著性模型.文献[9]则采用基于金字塔结构的可变块匹配算法求得动态物体的运动幅度和相位,进而得到动态环境显著度的视觉显著性模型.这两种算法可得到物体的动态参数,但运算耗时较大.

由于视觉显著性模型的优势,本文拟将其应用到移动机器人动态环境中的环境建模,为此本文提出一种视觉显著性模型,该模型利用连续的2帧图像匹配的加速稳健特征点(speeded-up-robust-feature, SURF),当单个物体的这些特征点位于一个平面时,利用其位置关系和RANSAC算法估计得到动态物体的运动幅度和方向参数,并通过运动参数的归一化求得动态物体的运动显著性,进而检测出动态运动的物体.结合立体视觉方法创建静态环境的2D栅格模型,并用得到的动态运动物体的显著性区域更新已有的静态栅格模型,最终得到动态环境的2D栅格模型.

2 动态视觉显著性模型(Dynamic visual saliency model)

移动机器人在环境中运动时,场景中的静态物体和动态物体相对移动机器人都要发生运动,但在每一时刻所有的静态物体与动态物体的运动速度是不同的,而且所有的静态物体相对移动机器人其速度是相同的,利用这个性质,本文可以借助于运动后的位置关系来求得动态物体的运动参数,在此本文拟采用连续两帧匹配的特征点的位置变化来求解.

假定在时刻 t 和 $t + \Delta$ 连续两帧图像匹配的特征点集合分别为 F_t 和 $F_{t+\Delta}$,其中 Δ 为连续两帧的时间间隔, $F_t = \{f_t^1, f_t^2, \dots, f_t^i\}$, $F_{t+\Delta} = \{f_{t+\Delta}^1, f_{t+\Delta}^2, \dots, f_{t+\Delta}^i\}$, f_t^i 为 t 时刻第 i 个特征点, $f_{t+\Delta}^i$ 为 $t + \Delta$ 时刻 f_t^i 匹配的特征点.其对应的相对于移动机器人位置坐标

分别为 P_t 和 $P_{t+\Delta}$,且 $P_t = \{p_t^1, p_t^2, \dots, p_t^i\}$, $P_{t+\Delta} = \{p_{t+\Delta}^1, p_{t+\Delta}^2, \dots, p_{t+\Delta}^i\}$,则有

$$P_{t+\Delta} = RP_t + T, \quad (1)$$

其中 R 和 T 分别为旋转矩阵和平移矩阵,假定单个物体关联的特征点位于一个平面时,上式可以进一步写成如下的形式:

$$P_{t+\Delta} = HP_t, \quad (2)$$

其中 H 为单应矩阵.

在动态环境中,各特征点分布在环境中的静态物体和动态物体上,在某一时刻所有静态物体上的特征点相对移动机器人有相同的速度和方向,同样对某个动态物体上所有的特征点也具有相同的特点,因此上式可以写成如下的形式:

$$P_{t+\Delta} = \begin{bmatrix} H_{s,1} & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & H_{s,n} & & & \\ & & & H_{d,1} & & \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & H_{d,m} \end{bmatrix} P_t, \quad (3)$$

其中 $H_{s,1}, \dots, H_{s,n}$ 和 $H_{d,1}, \dots, H_{d,m}$ 分别为第 n 个静态特征点单应矩阵和第 m 个动态物体上的特征点对应的单应矩阵.

假定特征点 i 在 t 和 $t + \Delta$ 时刻的速度分别为 v_t^i 和 $v_{t+\Delta}^i$,在2维坐标系下,由上式可以得到

$$\begin{cases} x_{t+\Delta}^i = a_1^i x_t^i + b_1^i y_t^i + c_1^i, \\ y_{t+\Delta}^i = a_2^i x_t^i + b_2^i y_t^i + c_2^i. \end{cases}$$

对上式求导,则可得到

$$\begin{cases} v_{x,t+\Delta}^i = a_1^i v_{x,t}^i + b_1^i v_{y,t}^i, \\ v_{y,t+\Delta}^i = a_2^i v_{x,t}^i + b_2^i v_{y,t}^i, \end{cases} \quad (4)$$

其中: $v_{x,t+\Delta}^i, v_{y,t+\Delta}^i$ 和 $v_{x,t}^i, v_{y,t}^i$ 分别为 $v_{t+\Delta}^i$ 和 v_t^i 在 x 和 y 方向上的分量, $a_1^i, b_1^i, a_2^i, b_2^i, c_1^i$ 和 c_2^i 为 H 的系数.

由 $P_{t+\Delta}^i$ 和 P_t^i 的位置关系,有

$$D^i = \frac{1}{2}(v_{t+\Delta}^i + v_t^i)\Delta, \quad (5)$$

其中 D^i 为特征点 i 在 t 和 $t + \Delta$ 时刻的位置间距,且有 $D^i = [(x_{t+\Delta}^i - x_t^i)^2 + (y_{t+\Delta}^i - y_t^i)^2]^{\frac{1}{2}}$,而特征点的位置坐标则可采用立体视觉方法由视差计算得到,具体可参见文献[14].

为了利用式(3)–(5)求解得到特征点的速度和方向(即 $\theta_t^i = \tan^{-1} \frac{v_{y,t}^i}{v_{x,t}^i}$),本文拟采用multi-RANSAC^[10]算法对式(3)进行估计求解各单应矩阵元素.由于静态特征点和具有不同运动速度和方向的动态物体上的特征点,在连续的两个位置具有独特的对应关系,采用multi-RANSAC算法可以有效的求出式(3)中其各

对应的单应矩阵. 但由于单应矩阵要求特征点共面, 对于一些类似球形物体, multi-RANSAC算法可能求解不出其对应的单应矩阵, 因而不适应这样一些物体. 静态特征点的速度实质就是移动机器人速度但方向相反, 而移动机器人速度则可由其安装的旋转编码器经简单的运算得到, 由此可以分离出静态特征点集和不同运动物体的各动态特征点集. 特殊情况是当不同的动态物体特征点位于同一平面内运动时, 由于不同物体在环境中位于不同的位置, 则可以采用快速 K -均值漂移分割算法^[13]来区分不同动态物体上的特征点集.

为了建立视觉显著图, 本文采用文献[9]中的非线性指数归一化上述得到的动态特征点集的速度与方向. 假定 v_d 和 θ_d 为其速度与方向, 则显著度为

$$C_m = N_{\text{exp}}(v_d) + N_{\text{exp}}(\theta_d), \quad (6)$$

其中:

$$N_{\text{exp}}(\xi) = \xi' \left(\frac{\xi'}{\max(\xi')} \right)^\gamma, \quad \xi' = \frac{\max(\xi)}{\text{mean}(\xi)} \xi,$$

$\max(\cdot)$ 和 $\text{mean}(\cdot)$ 为求最大值和平均值, γ 为指数.

为降低计算的复杂性, 本文采用环境中的SURF特征点^[11], 与SIFT特征点^[12]相比较, 在特征点的提取和匹配上具有更快的速度, 因而被广泛应用于图像配准与匹配、目标识别等方面. 由SURF特征点建立的运动显著模型(见式(6))将用于下述动态环境模型的构建.

3 环境模型(Environment model)

由于动态环境不仅包括静态物体, 也存在动态的物体, 而且其位置不确定, 因此其环境建模相对比较复杂. 在此本文采用2D的栅格模型来建立动态环境模型, 由于栅格模型的简单、易于实现且适应于各种传感器, 因而更方便用于描述动态环境. 为了建立环境模型, 本文采用两个步骤实现, 第1步先建立静态栅格模型, 第2步进行动态更新栅格.

3.1 静态栅格模型(Static grid model)

2D栅格模型是在水平面(X - Y 平面)将场景按行和列划分成若干个格子并以静态或动态物体是否占据该格子来描述环境. 大部分的环境中以静态物体居多, 在这里本文仅将静态物体定义为高出水平面的静止不动物体. 为了得到静态物体在场景栅格中的占据情况, 本文利用前述的视觉显著性模型检测的静态匹配的SURF特征点, 由于这些特征点数量偏少, 可能不足以反映整个物体在栅格中的占据情况, 因而必须把包含特征点的物体分离, 在此本文采用快速 K -均值漂移分割算法^[13]将包含特征点的物体分离, 并采用双目立体视觉从左右图像对中获得视差, 再由视差得到静态物体场景中的位置, 最终求得其在栅格位置的占有情况. 有关通过视差求得物体的深度方法可参考文献[14].

为了加快计算的速度, 对栅格位置的占据描述, 本文采用文献[6]中直接用0-255值的表示方法, 假定 t 时刻某一栅格的占据值为 $O_t(i, j)$, 则可用下式来描述:

$$O_t(i, j) = \begin{cases} > 150, & \text{占据,} \\ < 50, & \text{空闲,} \\ \text{其他,} & \text{未知.} \end{cases} \quad (7)$$

物体的位置可以由立体视觉测量得到, 但其测量精度随距离发生变化, 距离越远, 精度越低. 为此本文采用下式计算 $O_t(i, j)$ 的值, 即

$$O_t(i, j) = 127(1 + e^{-f(D)}), \quad (8)$$

式中: D 为被检测到物体的深度且 $D > 0$, $f(D)$ 为 $O_t(i, j)$ 的校正函数, 本文采用7次多项式拟合实验结果, $f(D) = \sum_{k=1}^7 a_k D^k$,

$$a = (11.7762, -28.5445, 25.9538, -11.5861, 2.7838, -0.3601, 0.0236, -0.0006).$$

由于双目摄像头安装高度的限制, 在某一时刻, 移动机器人总是从一个侧面检测物体, 因而很难确定整个物体在栅格中的占据情况, 在此本文采用投影的方法求得物体在地图中的栅格占据范围, 投影如图1所示, 物体在地图中占据的宽度 w , 由图1中的投影关系可以得到

$$w = \begin{cases} \frac{h_o D}{h_c - h_o}, & h_c > h_o, \\ \infty, & h_c \leq h_o, \end{cases} \quad (9)$$

其中: h_c 为摄像头的安装高度, h_o 为物体高度, D 为被检测物体的深度. 当 $h_c \leq h_o$ 时, 物体相反的另一侧面的情况基本上观测不到, 在此本文将其宽度 w 设定为无穷大, 而物体被检测面的长度则可由快速均值漂移算法分离得到.

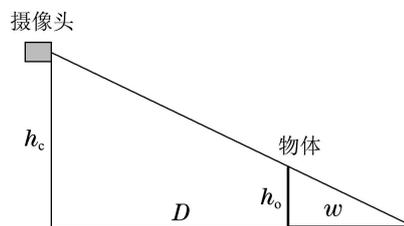


图1 物体的投影图

Fig. 1 Projection of an object

3.2 栅格动态更新(Dynamic grid model)

移动机器人在移动的过程中需要不断更新栅格的值, 更新过程分为两部分, 一部分为静态物体的栅格占据更新, 另一部分为动态物体的栅格占据更新.

静态物体的栅格采用下式更新, 即

$$O_{t+1}(i, j) = \text{Min}[O_{t+1}(i, j), O_t(i, j)], \quad (10)$$

其中: $O_{t+1}(i, j)$ 和 $O_t(i, j)$ 分别为当前和前一时刻的栅格占据值, $\text{Min}[\cdot]$ 为取最小值. 由于物体在地图中的

占据范围采用前述的投影方法,其投影后栅格的占据范围可能会超出物体的实际大小,当移动机器人移动到另一个位置时,投影方向发生了变化,本文采用式(10)来更新,以修正投影带来的占据范围变化,如图2所示,图中A和B为移动机器人按顺序经过的2个位置,箭头方向为投影方向,阴影部分为因投影导致的占据区域增大,在B位置采用式(10)更新后物体占据区域将接近物体的实际大小。

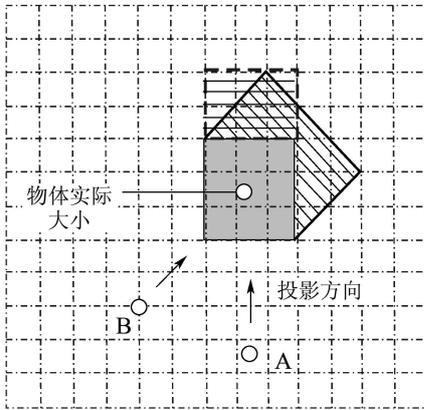


图2 栅格更新

Fig. 2 Grid update

$$\begin{cases} O'_t[i + \text{Ground}(v_d T_s \cos \theta), j + \text{Ground}(v_d T_s \sin \theta)] = O_t(i, j), \\ O'_t[i + \text{Ground}(v_d T_s \cos \theta) - 1, j + \text{Ground}(v_d T_s \sin \theta) - 1] = O_t(i, j), \\ O'_t[i + \text{Ground}(v_d T_s \cos \theta) - 2, j + \text{Ground}(v_d T_s \sin \theta) - 2] = O_t(i, j), \\ \vdots \\ O'_t(i, j) = O_t(i, j). \end{cases} \quad (11)$$

而整个动态物体占据的栅格均按上式进行延伸后就构成了其影响的区域,图3为某一动态物体的影响区域,其中虚线框为动态物体所占的栅格,浅黑色栅格是因物体运动而形成的影响区域,图中箭头为物体运动方向,速度大小为 v 。最终的动态物体栅格占据更新值由下式得到:

$$O_{t+1}(i, j) = \max[O'_t(i, j), O_{t+1}(i, j)]. \quad (12)$$

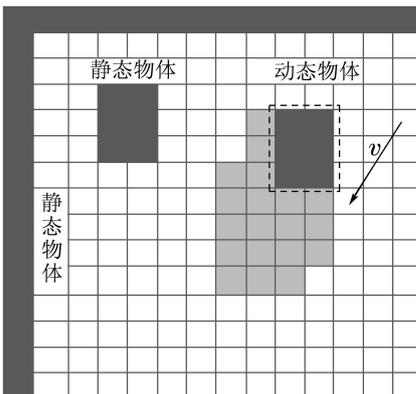


图3 动态物体影响区域

Fig. 3 Influence area of a dynamic object

动态物体的栅格占据更新是在移动机器人运动过程中检测到动态物体时进行,动态物体的检测可由前述视觉显著性模型中运动的显著性来检测,并且优先更新显著性更大的物体,其占据的栅格可采用前述的投影方法和快速均值漂移分割算法^[13]确定其占据的范围,其位置则采用立体视觉方法^[14]由双目视差计算得到,栅格占据值和更新可以采用式(8)和式(10)获得初始的占据值.由于动态物体具有一定的运动速度,在一定范围内对周围环境具有相当程度的影响,特别是当动态物体与移动机器人非同向运动时影响更大,比如移动机器人在导航和控制过程中,当其面对一个或多个非同向运动的物体,移动机器人必须对动态物体的影响范围进行评估,以避免其下一步运动时没有足够的时间避开这些动态物体.动态物体的影响区域可用下述方法描述周围栅格的占据值,假定动态物体在某一栅格的占据值为 $O_t(i, j)$,则其影响区域由 $O_t(i, j)$ 延伸到

$$O'_t[i + \text{Ground}(v_d T_s \cos \theta), j + \text{Ground}(v_d T_s \sin \theta)],$$

其中: v_d 和 θ 分别为动态物体的运动速度和运动方向, $\text{Ground}(\cdot)$ 为向下取整函数, T_s 为观测时间,即有

4 实验结果与分析(Experiment results and analysis)

为了验证上述的建模方法,本文进行了一系列的实验,主要包括采用视觉显著性模型中的动态物体速度和方向估计以及显著图构建,动态环境的2D栅格建图。

实验采用的机器人和环境如图4所示,环境地面为水平面,移动机器人上方安装2个左右摄像机对,安装高度 $h_c = 0.405 \text{ m}$,主要用于动态环境的中物体特征点的深度测量。



图4 移动机器人与实验环境

Fig. 4 Mobile robot and experiment environment

假定左右摄像机的内参数分别为 A_L 和 A_R , 则摄像头标定的内外参数矩阵如下:

$$A_L = \begin{bmatrix} 1318.1 & 0 & 342.7 \\ 0 & 1450.8 & 405.0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$A_R = \begin{bmatrix} 1331.5 & 0 & 390.5 \\ 0 & 1462.9 & 465.5 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

两摄像头之间的位置关系(旋转矩阵 R_0 和 T_0 平移矩阵)为

$$R_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0.0055 & 0.0099 \\ -0.0051 & 1 & -0.0419 \\ -0.0102 & 0.0418 & 1 \end{bmatrix},$$

$$T_0 = [-95.37793 \quad 1.17610 \quad 1.34499].$$

实验中移动机器人的运动速度控制在

$$v \leq 0.5 \text{ m/s}.$$

本文实验中摄像机采用的分辨率为 720×576 , 为了加快计算速度, 实际处理的分辨率为 360×288 , 图像处理的速度大约10帧/s, 较低的分辨率可以获得较快的速度, 但摄像机的视野相应缩小, 获得的环境信息也少.

4.1 动态环境显著图构建实验(Dynamic environment saliency map construction experiment)

在显著图构建实验中, 本文采用了2个动态物体(通过人为移动物体), 其中右边物体(物体1)相对移动机器人作反向运动, 左边物体(物体2)作横向运动, 如图5中的左图所示. 图5为右摄像机得到的连续2帧的合并图像(左边为第1帧, 右边为第2帧)以及提取和匹配的SURF特征点, 为了减少SURF误匹配点以及对建模无用的匹配点, 本文在文献[11]的提取匹配特征点的基础上增加如下约束:

- 去掉 $Z = 0$ 的所有匹配点(Z 为特征点的高度, 即去掉地平面上的匹配点).
- 去掉不满足 $|Z_1 - Z_2| \leq \delta_3$ 所有匹配点(Z_1 和 Z_2 为匹配特征点的高度), 取 $\delta_3 = 5$.

图5中总计有120个最佳匹配的SURF特征点.

图6和图7是移动机器人在某一位置对匹配的SURF特征点采用multi-RANSAC算法估计并利用式(3)–(5)得到的速度图和方向图, 图6和图7的横坐标为匹配的SURF特征点(见图6所示), 从图6可以看出大部分的特征点其速度大小接近, 这些特征角点对应的物体为静态物体, 其速度实际上就是移动机

器人运动的速度, 大约为0.3 m/s. 部分的特征点速度大小与其他大部分存在差异, 这些特征点对应的物体就是动态物体1和物体2, 其运动的均值速度大小分别大约为0.6 m/s和0.1 m/s. 从图7可以得到两个动态物体的运动方向均值分别大约为 -80° 和 5° , 其以移动机器人为参考坐标系, 以其运动方向为Y轴正方向, 机器人的右向为X轴正向.

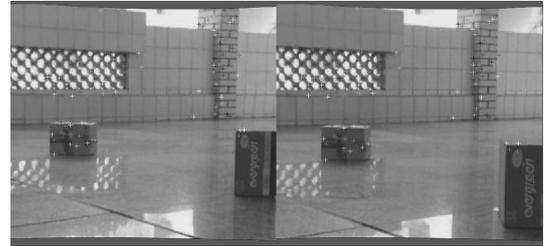


图 5 连续2帧提取的匹配特征点

Fig. 5 Matching SURF feature points

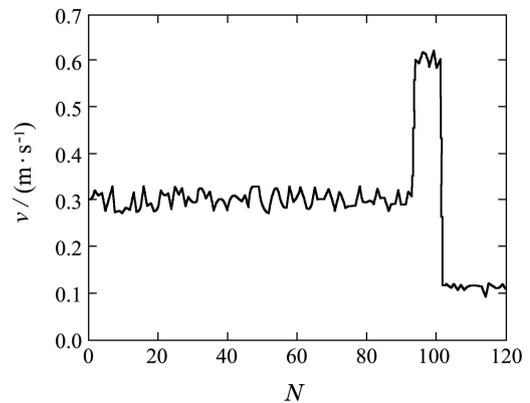


图 6 匹配特征点的速度估计值

Fig. 6 Speed value of matching feature points

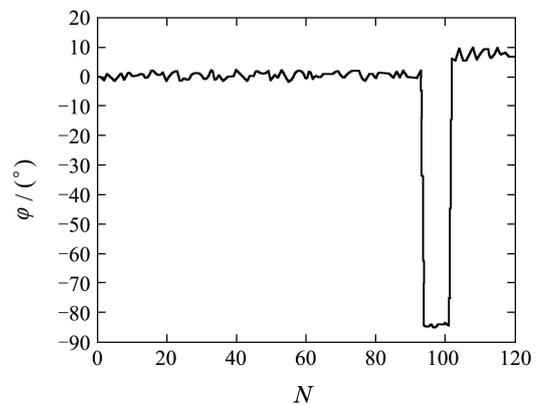


图 7 匹配特征点的方向估计值

Fig. 7 Direction value of matching feature points

图8为采用式(6)建立的显著图, 从图中可以看出, 图中有2个动态物体, 其中右边动态物体1的显著性最大.



图8 运动显著图

Fig. 8 Motion saliency map

4.2 动态环境的栅格模型构建实验(Dynamic environment grid model construction experiment)

在图4所示的环境中进行了栅格模型的构建实验, 在环境中有2个人为移动的物体, 栅格的大小为

$$0.1 \times 0.1 \text{ m}^2.$$

栅格模型的构建需要确定环境中物体(包括静态物体和动态物体)所在的位置, 在此本文利用移动机器人上安装的左右摄像机采用立体视觉的方法^[14]对特征点测量得到, 而栅格的占据范围则采用快速均值漂移分割算法对特征点所在的物体进行分割以及物体投影得到, 图9为移动机器人移动到某一位置后分割和SURF特征点类聚的结果, 图中黑色部分为视觉显著性模型中采用 multi-RANSAC 算法中得到的内点类聚的结果, 利用这个结果由双目视差可以得到物体所占据栅格的长度, 而宽度则可由特征点的高度根据式(9)求得。

图10为采用式(7)–(8)(10)(12)构建的动态环境栅格模型图, 其中椭圆框所示的物体为动态物体以及其在各自运动方向上的影响区域, 虚线为移动机器人的运动轨迹, 该图为移动机器人移动一段距离后由230幅图像最终更新而成。

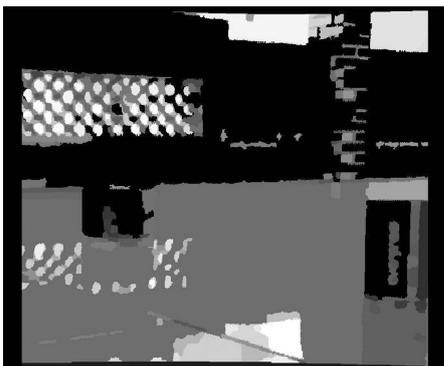


图9 SURF特征点类聚结果图

Fig. 9 Clustering result of surf feature points

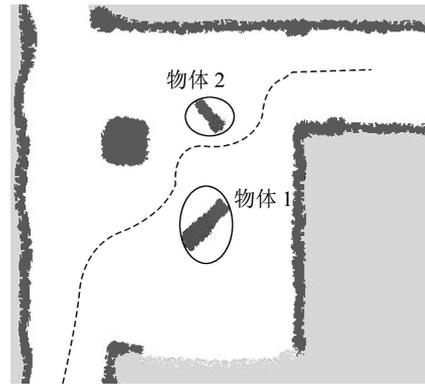


图10 动态环境的栅格模型图

Fig. 10 Dynamic environment grid map

5 结论(Conclusions)

本文采用视觉显著性来研究移动机器人动态环境建模问题. 为了构建动态环境的栅格模型, 本文采用了2步来实现: 第1步建立了一种视觉显著性模型, 该模型对连续的2帧图像, 通过匹配的SURF特征点, 利用其位置关系并采用multi-RANSAC算法得到动态物体的运动速度和方向, 通过非线性指数归一化方法融合其运动速度幅度和方向得到其显著图; 第2步采用投影方法和快速均值漂移算法以及结合立体视觉方法构建动态环境的栅格模型, 利用第1步得到的动态物体的显著性更新环境地图中的栅格占据值以及动态物体的影响区域. 本文采用显著图构建实验和栅格模型构建实验, 验证了所提出的方法是有效的。

参考文献(References):

- [1] 闫飞, 庄严, 王伟. 移动机器人基于多传感器信息融合的室外场景理解 [J]. 控制理论与应用, 2011, 28(8): 1093 – 1098.
(YAN Fei, ZHUANG Yan, WANG Wei. Outdoor scene comprehension of mobile robot based on multi-sensor information fusion [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(2): 1093 – 1098.)
- [2] MODAYIL J, BEESON P, KUIPERS B. Using the topological skeleton for scalable global metrical map-building [C] // *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Sendai: IEEE, 2004: 1530 – 1536.
- [3] COX I J, LEONARD J J. Modeling a dynamic environment using a bayesian multiple hypothesis approach [J]. *Artificial Intelligence*, 1994, 66(2): 311 – 344.
- [4] 李鹏, 黄心汉, 王敏. 基于混合DSM模型的移动机器人动态环境地图构建 [J]. 机器人, 2009, 31(1): 40 – 52.
(LI Peng, HUANG Xihan, WANG Min. HYbrid-DSm-model-based mobile robot map building in dynamic environment [J]. *Robot*, 2009, 31(1): 40 – 52.)
- [5] ABNER DE S A, DA SILVA M R, GONCALVES L. 3D probabilistic occupancy grid to robotic mapping with stereo vision [M] // *Current Advancements in Stereo Vision*. Croácia, USA: InTech, 2012.
- [6] MURRAY D, LITTLE J J. Using realtime stereo vision for mobile robot navigation [J]. *Autonomous Robotics*, 2000, 8(2): 161 – 171.

- [7] ZHAI Y, SHAH M. Visual Attention detection in video sequences using spatiotemporal cues [C] // *Proceedings of the 14th Annual ACM International Conference on Multimedia*. New York, USA: IEEE, 2006: 815 – 824.
- [8] BUR A. *Computer models of dynamic visual attention* [D]. Switzerland: Université de Neuchatel, 2009.
- [9] BUR A, WURTZ P, MÜRI R M, et al. Dynamic visual attention: motion direction versus motion magnitude [C] // *Proceedings of IS&T/SPIE 20th Annual Symposium on Electronic Imaging*. San Jose, CA, USA: SPIE, 2008, 6806: 1 – 12.
- [10] ZULIANI M, KENNEY C S, MANJUNATH B S. The multi-RANSAC algorithm and its application to detect planar homographies [C] // *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, USA: IEEE, 2005: 153 – 156.
- [11] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. Surf: speeded up robust features [C] // *European Conference on Computer Vision*. Berlin: Springer, 2006: 404 – 417.
- [12] LOWE G D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91 – 110.
- [13] ARTHUR D, VASSILVITSKII S. *k-means++*: The advantages of careful seeding [C] // *Proceedings ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*. New Orleans, Louisiana: ACM, 2007: 1027 – 1035.
- [14] MURARKA A. *Building safety maps using vision for safe local mobile robot navigation* [D]. Austin: The University of Texas, 2009.

作者简介:

郭丙华 (1966–), 男, 博士, 副教授, 目前研究方向主要为非完整系统、移动机器人控制等, E-mail: gbh1@21cn.com;

李中华 (1977–), 男, 博士, 副教授, 目前研究方向为智能系统与最优控制、RFID 技术等, E-mail: lizhongh@mail.sysu.edu.cn.