

DOI: 10.7652/xjtuxb201710017

一种阈值动态调整的仿生同步自主定位方法

李伟龙, 吴德伟, 卢虎, 来磊
(空军工程大学信息与导航学院, 710077, 西安)

摘要: 针对仿生导航中鼠类同步定位与构图(RatSLAM)算法对连续经历场景出现漏匹配和错误匹配的问题,提出一种阈值动态调整的仿生同步自主定位与构图(DT-RatSLAM)方法。该方法在局部视图细胞生成阶段,引入阈值增强项和阈值衰减项,将前几帧图像的识别结果作为激励,实时动态地调整当前帧图像的模板识别阈值,并根据阈值判断是否生成新的局部视图细胞,然后综合连续场景的模板识别结果,对经验图进行闭环修正。仿真实验结果表明,与固定阈值条件下的RatSLAM算法相比,基于阈值动态调整的DT-RatSLAM方法在模板识别方面不仅能够保证不出现错误的匹配,而且正确识别率达到了99.6%,促使运行体能够对生成的经验图及时进行修正,提高了经验图的准确性,在算法运行时间方面比最优固定阈值的RatSLAM算法平均减少了13.5%。

关键词: 仿生导航;自主定位;经验图;模板识别

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)10-0100-07

Independent Location and Mapping Method with Bionic Synchronization Based on Dynamic Threshold

LI Weilong, WU Dewei, LU Hu, LAI Lei

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: An independent location and mapping method with bionic synchronization based on the dynamic threshold (DT-RatSLAM) is proposed to solve the problem that there exist missing matching and false matching in the model of the rat simultaneous location and mapping (RatSLAM) for the continuous experienced scenes in the bio-inspired navigation. An enhanced threshold factor and an attenuated threshold factor are introduced in the stage of forming local view cells. The recognition results for the first few frames are used as the excitation to dynamically adjust the template recognition threshold of the current frame image in real time, and to judge whether new local view cells need to be generated according to the threshold. Then the experience map is corrected through closed loop detection by integrating the recognition results for the continuous experienced scenes. Experimental results and a comparison with the method under the fixed threshold show that the proposed method not only avoids false matching, but also makes the correct recognition rate reach 99.6% in the aspect of template recognition, which urges the agent to modify the experience map in a timely manner and to improve the accuracy of the experience map. Moreover, the running time of the proposed method is also reduced by 13.5%.

Keywords: bio-inspired navigation; independent location; experience map; template recognition

运行体在未知环境和 GPS 拒止环境中如何实现感知-构图-定位一体化,一直是导航应用领域研究的热点和难点问题。随着脑科学、认知科学和人工智能等领域的迅速发展,借鉴生物大脑导航机理建立空间认知计算模型成为解决实际中机器导航问题的有效途径之一。

生物独特的空间自主导航能力依赖于复杂强大的大脑神经结构^[1-4]。研究发现,在啮齿类动物的海马体和内嗅皮层中存在着与导航功能密切相关的神经细胞,包括头朝向细胞^[5-6]、网格细胞^[7-8]、位置细胞^[9-10]、边界细胞^[11]、速度细胞^[12]等。头朝向细胞用于表示动物当前运动方向的速度信息;网格细胞相当于地图中的坐标系;位置细胞用于描述动物当前所处的位置;边界细胞用于描述环境中的边界;速度细胞用于表示动物当前的运动方向。生物就是通过这些细胞之间的信息转换和传递实现自主导航的^[13-15]。澳大利亚昆士兰大学大脑研究所负责人 Milford 教授在深入研究啮齿类动物大脑导航机理的基础上,提出一种基于视觉传感的鼠类同步定位与构图 (rat simultaneous location and mapping, RatSLAM) 仿生导航算法^[16],通过融合位姿细胞、局部视图细胞、里程计和经验图信息实现运行体自主定位,并且分别在室内和室外环境中进行了实验验证^[17]。与基于概率统计理论的 SLAM 算法不同的是,RatSLAM 算法是从生物导航机理角度出发,模拟不同类型的大脑导航细胞功能,完成空间导航任务,自主性高,时效性强。文献[18]将 RatSLAM 仿生导航算法与多层预测轨迹模型 (hierarchical look-ahead trajectory model, HiLAM) 相结合,利用各自系统的优势完成目标指引导航任务;文献[19]将 RatSLAM 算法应用于人形机器人中,提出一种自适应仿生 SLAM 方法,并通过实验验证了方法的可行性;文献[20]利用光学双轴速度传感器和微惯性测量单元代替 RatSLAM 模型中的测速单元,提出一种基于视觉和惯导的自主定位新方法,并在校园环境进行了跑车实验,验证了方法有效性。

对于上述 RatSLAM 算法及其改进算法,运行体都是利用视觉传感器采集的环境信息与提前设定的模板识别阈值进行比较,判断是否生成新的局部视图细胞。由于模板识别阈值是根据经验进行设置的,在模板识别过程中当运行体再次连续经历之前经历过的场景时,在某些时刻会出现不能正确识别环境的情形,导致没有及时进行闭环校正,增大了经验图的误差。针对此问题,本文提出一种阈值动态

调整的仿生 SLAM 方法,根据前后帧图像之间的关联程度,动态地调整当前状态的模板识别阈值。仿真实验证明了本文方法的可行性和有效性,与传统 RatSLAM 算法相比,本文方法在模板识别、经验图构建、算法运算时间方面均有较好的表现。

1 RatSLAM 算法原理

RatSLAM 是一种模拟鼠类环境感知和自主导航机制的同步定位与地图构建系统,主要由 4 大部分组成,分别是位姿细胞网络、局部视图细胞、视觉里程计和经验图,如图 1 所示。位姿细胞模拟方向细胞和位置细胞功能,用来表示运行体在一个特定的三维空间中的方向和位置,细胞的活跃程度表示运行体在该方向和位置上的概率,通常用连续吸引子网络模型进行描述;局部视图细胞反映运行体运动过程中经历的视觉场景,一个局部视图细胞对应某一时刻采集的场景信息,并作为一个视觉模板存储起来,在导航过程中通过图像识别修正位姿细胞;视觉里程计通过比较连续 2 帧图像中特定区域的扫描强度信息,获取运行体实时的速度和角速度信息,并将信息反馈给位姿细胞网络,实时更新位姿细胞;经验图对位姿细胞局部视图细胞和视觉里程计进行统一管理,用于存储运行体在运动过程中的空间位置以及位置间的关系。这 4 部分的共同作用使运行体能够在空间中完成自主定位和导航。

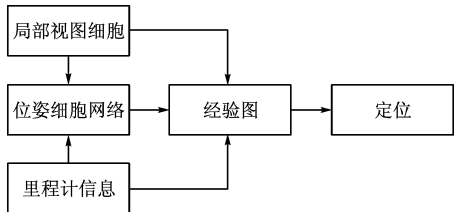


图 1 RatSLAM 系统结构

经验图作为 RatSLAM 中的核心,由许多具有拓扑结构的经验 e 组成,用于表征运行体在空间中的位置,每个经验 e_i 包括位姿细胞活跃度信息 $\phi_{PC,i}$ 、局部视图细胞活跃度信息 $\phi_{LV,i}$ 以及该经验在经验图中的位置信息 p_i ,可表示为

$$e_i = \{ \phi_{PC,i}, \phi_{LV,i}, p_i \} \tag{1}$$

经验图中一个新的经验的产生过程,首先需要对当前状态下的位姿细胞活跃度信息和局部视图细胞活跃度信息与之前存储在经验图中的经验信息进行比较,产生某个差值,并据此差值判断是否与已经存在的经验相似。设 S_i 为第 i 个状态下位姿细胞活跃度和局部视图细胞活跃度与之前存储在经验图

中的经验信息之间的相似度,可表示为

$$S_i = \mu_{PC} | \phi_{PC,i} - \phi_{PC} | + \mu_{LV} | \phi_{LV,i} - \phi_{LV} | \quad (2)$$

式中: μ_{PC} 和 μ_{LV} 分别是位姿细胞和局部视图细胞匹配分数权值。如果存在 $S_i < S_{\text{threshold}}$,则选择最小的 S_i 对应的经验作为表征当前状态运行体在经验图中的位置信息。如果 $\min\{S_i\} \geq S_{\text{threshold}}$,则当前状态产生一个新的经验 e_j ,可表示为

$$e_j = \{\phi_{PC,i}, \phi_{LV,i}, p_i + \Delta p_{ij}\} \quad (3)$$

式中: Δp_{ij} 表示2个经验之间的位置变化。

当多个连续的位姿细胞信息和局部视图细胞信息与前一段存储的信息发生匹配时,则认为运行体回到了之前经历过的地方,即完成一次闭环检测。当闭环检测发生时,经验图中2个相互连接的经验的位置将与里程计推算出的经验位置出现不匹配的现象,此时需要对经验图进行修正,如下所示

$$\Delta p_i = \alpha \left[\sum_{j=1}^{N_i} (p_j - p_i - \Delta p_{ij}) + \sum_{k=1}^{N_i} (p_k - p_i - \Delta p_{kj}) \right] \quad (4)$$

式中: α 是修正率常量; N_i 表示经验 e_i 到其他经验的转移连接数量, N_i 表示其他经验到经验 e_i 的转移连接数量。

2 阈值动态调整的 RatSLAM 方法

2.1 视觉模板的生成

在局部视图细胞构建过程中,首先需要对采集到的图像进行预处理,通过降低图像分辨率的方法重置图像大小,并且进行灰度化处理,然后对所有列的强度值进行累加求和,并做归一化处理,这样就将图像信息的表示方式转换为一个一维的行向量。然后,采用绝对误差和(sum of absolute differences, SAD)方法计算当前视觉模板与之前存储的视觉模板的强度差

$$d(j) = \frac{1}{l} \sum_{x=0}^{l-1} |\xi_x - \xi_{x,j}| \quad (5)$$

式中: ξ_x 表示当前模板第 x 列的强度值; $\xi_{x,j}$ 表示已存储的模板 j 第 x 列的强度值; l 表示模板图像的长度。根据式(5)求出 $d(j)$ 的最小值及其对应的模板编号 b ,将最小值与模板识别阈值 δ_0 进行比较,如果 $d(b)$ 大于阈值 δ_0 ,则建立新的视觉模板;如果 $d(b)$ 小于阈值 δ_0 ,则说明当前场景在之前运动过程中经历过,从存储的模板中找到对应的索引。上述计算过程如下

$$b = \arg \min_{1 \leq j \leq n} d(j) \quad (6)$$

$$k = \begin{cases} b, & d(b) \leq \delta_0 \\ n+1, & d(b) > \delta_0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: k 表示当前视觉模板对应的编号; n 表示已学习存储的模板数量。

2.2 阈值动态调整方法

通过2.1节可以知道,在视觉模板生成过程中,需要将当前获取的视觉模板与之前学习过的视觉模板进行比较,进而判断当前模板是运行体经历过的场景还是新的场景。如果存在与当前场景相似的视觉模板,则选择相似度最高的视觉模板标记当前位置;若当前场景与存储的所有视觉模板都不相似,则建立一个新的视觉模板标记当前位置。这样随着运行体在空间环境中不断运动,形成了一个视觉模板库用于表征运行体经历过的环境。这种方法需要利用经验手动设置固定的模板识别阈值 δ_0 ,适用于室内小环境,缺少一定的灵活性和智能性。

在利用空间场景信息识别载体位置时,人脑往往更关注于连续经历场景之间的关联信息,如果发现当前位置原来经历过,大脑会在接下来的连续时间里利用联想机制动态地调整放电特性,增强对该场景相关内容的反应。受其启发,将这种思想引入到RatSLAM算法的局部视图细胞构建和匹配过程中,根据运行体对连续经历场景的识别情况,动态调整模板识别阈值 δ_0 ,使运行体能够更好地识别已经历的场景,提升对连续经历场景的正确识别能力。具体做法是引入阈值增强项和阈值衰减项,根据前几帧图像的识别情况给出相应的反馈信息,实时调整当前帧图像的模板识别阈值,计算过程如下

$$\delta_i = \delta_0 + \sum_{j=i-k_0}^{i-1} \mu q_j - \nu \delta_0 \quad (8)$$

$$q_j = \begin{cases} 1, & d(j) \leq \delta_0 \\ 0, & d(j) > \delta_0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: δ_i 表示运行体第 i 帧图像使用的模板识别阈值,同时限定 $\delta_i \leq 2\delta_0$; μ 为阈值增强因子; ν 为阈值衰减因子; k_0 表示期望参考的视觉模板范围; q_j 是一个二值函数,当第 j 帧图像被识别出与存储的视觉模板相似时, q_j 为1,当第 j 帧图像与存储的视觉模板差别较大时, q_j 为0。

从式(8)可以看出,第 i 帧图像的模板识别阈值 δ_i ,由阈值增强项 $\sum_{j=i-k_0}^{i-1} \mu q_j$ 和阈值衰减项 $\nu \delta_0$ 共同决定。 $\sum_{j=i-k_0}^{i-1} \mu q_j$ 对阈值起局部增强作用,根据前 k_0 帧图像是否被识别,适当地调整模板识别阈值,即如果

发现前 k_0 帧中有被识别的图像,则添加一个阈值增强项,使后续图像更易识别,这样设置的原因是因为若连续多帧图像被识别,则说明当前场景在之前已经经历过,运行体实际上正在进行闭环运动,接下来的场景势必也是原来经历过的,所以适当地增加模板识别阈值可以使后续场景更好地被识别出来,提升模板识别的正确率,同时也可以通过闭环检测进一步修正经验图。 $\nu\delta_0$ 对阈值起全局抑制作用,在每次进行模板识别时都会给予阈值一个很小的衰减量,这样做的目的是防止阈值增长过大导致误匹配,因为错误匹配会使运行体错误地认为到达经历过的地方,采用闭环检测对经验图进行修正,使经验图发生畸变,直接导致无法正确定位。在实际测试中,阈值增强因子 μ 和阈值衰减因子 ν 的取值既彼此独立又相互制约。 μ 设置过大会使模板识别阈值变大,出现误匹配,设置过小又起不到调整阈值的作用,而 ν 的取值在一定程度上会限制阈值增长速度,减少错误的模板匹配。

图 2 给出了基于阈值动态调整的模板识别过程示意图。图中给出了 5 个连续视觉模板的识别过程,左侧黑色条形柱表示当前经历图像与该视觉模板之间的强度差,右侧灰色条形柱表示该模板此刻的识别阈值,阴影填充的模板表示当前经历图像与该视觉模板相似。从图 2 中可以看出, t_1 时刻所有模板的识别阈值相同,此时模板 1 被识别出来,它会影响紧邻的连续 3 个模板的识别阈值,使 t_2 时刻模板 2、模板 3、模板 4 的识别阈值增加,此时根据更新后的阈值,模板 2 被识别出来,它又会影响模板 3、模板 4、模板 5 的识别阈值增加,使 t_3 时刻模板 3 被识别出来,以此类推,它又会影响后续的模板识别阈值发生变化。然而,在固定阈值 δ_0 情况下, t_2 、 t_3 、 t_4

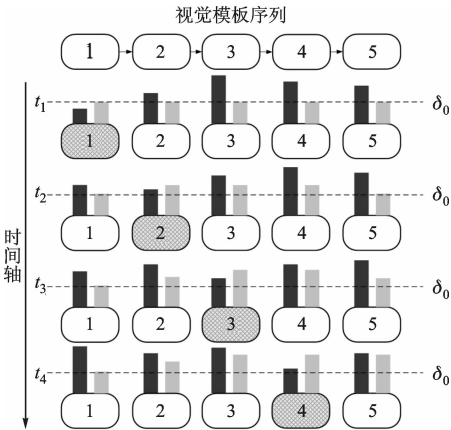


图 2 基于阈值动态调整的模板识别过程示意图

时刻都不会有存储的视觉模板与当前帧图像发生相似匹配,进而会导致再次经历过的场景无法被及时识别出来,阻碍 RatSLAM 算法的闭环检测过程。因此,通过动态地调整模板识别阈值,能够增强运行体对经历图像的连续识别能力,从而进一步提升经验图的稳定性和准确性。

3 实验结果与分析

3.1 实验参数设置

为了验证提出的阈值动态调整方法在视觉模板生成与识别以及经验图构建与定位方面的性能,进行仿真实验并对仿真结果进行对比与分析。本文所有仿真实验均是在 CPU 主频为 2.8 GHz、内存为 2.0 GB 的计算机硬件平台和基于 MATLAB R2010a 的软件环境中完成的。仿真中的测试视频资源来自于 David Ball 的个人维基网页 (<https://wiki.qut.edu.au/display/RatSLAM>),描述的是 St Lucia 城郊的一段实时记录的路况和场景信息,视频中包含了一个闭环,图 3 给出了视频中几个时刻采集的图像信息。实验中涉及的主要参数如下:视频帧数为 1 000,分辨率为 640×480 像素,图像采集率为 10 帧/s, k_0 设为 3,阈值增强因子 μ 和阈值衰减因子 ν 分别为 0.002 和 0.01。



图 3 运动过程中采样图例

3.2 仿真结果与分析

图 4 给出了不同阈值 δ_0 下生成的视觉模板数量与经验图。由图 4 可知,虚线方框表示运行体正处于之前已经经历过的场景中,方框下方的点说明运行体已识别出当前场景已经历过,方框上方的点说

明运行体未识别出之前经历过的场景,认为此刻处于新的环境中,因此会新增视觉模板数。图 4b、4d、4f 还给出了利用 RatSLAM 算法生成的经验图与真实轨迹的对比情况。从图中可以看出,当视觉模板阈值设置较小时,如图 4a 所示,生成的视觉模板数量以线性规律不断增大,仅在极少的图像帧处能够识别出已经历的场景,表明运行体在运动过程中一直认为自身在经历新的场景,进而不断生成对应的视觉模板并加以存储,当再次到达已经历过的地点时,由于阈值设置较低并没有意识到当前环境已经经历过,从而错过正确的匹配,导致视觉模板数量不断增加,在构建经验图时不能及时进行闭环校正,使构建的经验图与实际情况产生偏离,如图 4b 所示。当视觉模板阈值设置较大时,生成的视觉模板数量大幅度减少,能够节省一部分存储资源,但是在闭环阶段外的许多位置会发生错误的匹配现象,如图 4e 所示。这种错误匹配会导致运行体在错误的时刻对经验图进行闭环修正,进而使构建的经验图发生畸变,无法定位,结果见图 4f。从图 4c 和图 4d 中可以看到,当阈值设置为 $\delta_0=0.08$ 时,运行体通过多次

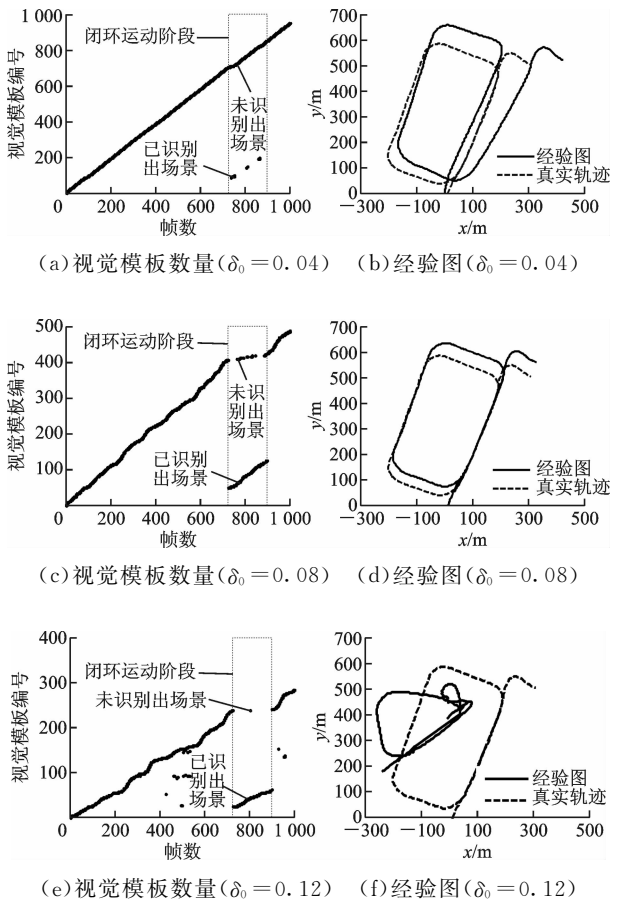


图 4 固定阈值下生成的视觉模板数量与经验图

闭环检测,构建的经验图形状符合实际情况,但在闭环运动的模板识别过程中,运行体在一些位置处仍然没有正确地识别出已经历的场景,这会带来两方面影响:一是生成的视觉模板数量增多,消耗计算机存储资源;二是在未识别的地点,由于没有进行闭环修正,会导致构建的经验图误差增大。因此,如何选择合适的视觉模板阈值对经验图构建以及运行体定位非常重要。

图 5 给出了本文方法生成的视觉模板数量和构建的经验图。从图中可以看出,通过动态地调整模板识别阈值,运行体能够较好地识别出之前经历过的场景,使存储的视觉模板数量也不会过大,同时,在运行体在运动过程中没有发生错误匹配的现象,进而能够利用正确的闭环检测更好地修正经验图,使其更加接近真实运动轨迹。从模板识别和经验图构建 2 个方面看,基于动态阈值调整的方法相比固定阈值的方法场景识别能力更强,构建的经验图也更加准确。

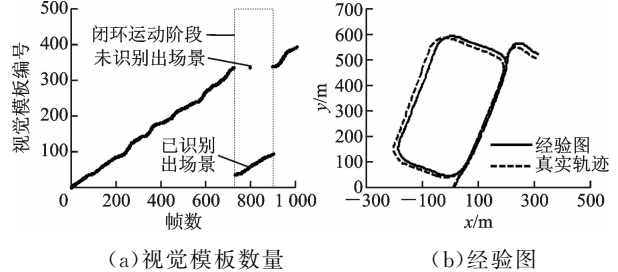


图 5 动态阈值下生成的视觉模板数量与经验图

表 1 列出了不同阈值条件下模板匹配的情况。结合图 4 和图 5 可以知道,错误匹配对经验图的构建影响非常大,一定数量的误匹配会导致经验图发生畸变,而正确匹配使运行体能够更好地完成闭环检测,修正经验图误差,同时不会导致生成过多的视觉模板,占用存储资源。因此,在设置阈值时,应当在尽量不发生错误匹配的前提下提高正确匹配率。从表 1 中的数据可以知道,基于动态阈值调整的方法

表 1 模板匹配情况统计表

δ_0	错误匹配帧数	错误不匹配帧数	正确匹配帧数	正确不匹配帧数
0.04	0	111	15	874
0.08	0	22	151	827
0.12	39	1	168	792
0.16	172	0	161	667
δ_0 动态调整	0	4	176	820

法未发生错误匹配的情况,同时正确匹配率达到了 99.6%,模板识别效果优于其他 4 种固定阈值的情况。与最优固定阈值($\delta_0=0.08$)的 RatSLAM 算法相比,场景识别的准确率提升了 1.8%,并且生成的视觉模板数量减少了 92 个,降低了存储资源占用和算法在匹配过程中的计算量。

对本文方法和 RatSLAM 算法在程序运行时间方面进行了比较。将 1 000 帧图像进行划分,第 1 帧到第 100 帧为第 1 组,第 101 帧到第 200 帧为第 2 组,以此类推,总共 10 组,对每一组花费的运行时间进行记录,如图 6 所示。从图 6 中可以看出,随着视频帧数的增加,每组消耗的运行时间呈上升趋势,这是因为模板库中不断地有新的模板加入。本文方法在运行时间方面要优于 RatSLAM 算法 $\delta_0=0.04$ 和 $\delta_0=0.08$ 的情况,且计算资源占用更少,比最优固定阈值($\delta_0=0.08$)的 RatSLAM 算法计算时间平均减少了 13.5%。对于 $\delta_0=0.12$ 和 $\delta_0=0.16$ 这 2 种情况,RatSLAM 算法虽然运行时间较短,但是模板匹配错误率高,构建的经验图产生畸变,无法正常定位。因此,本文方法在运行时间方面表现良好。

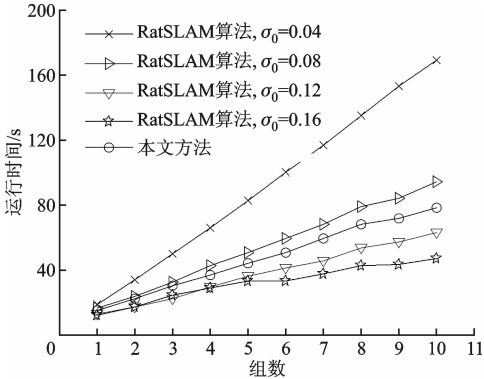


图 6 本文方法与 RatSLAM 算法的运行时间比较

4 结 语

针对 RatSLAM 算法局部视图细胞生成过程中模板识别阈值的设定问题,本文提出了一种阈值动态调整的仿生 RatSLAM 方法。该方法将前几帧图像的识别情况作为激励,实时调整当前帧图像的模板识别阈值。仿真实验结果表明,本文提出的阈值动态调整方法不仅能够提升视觉模板的正确识别率,而且能够构建出更准确的经验图用于运行体定位,并且计算效率较高。

参考文献:

[1] GEVA-SAGIV M, LAS L, YOVEL Y, et al. Spatial

cognition in bats and rats: from sensory acquisition to multiscale maps and navigation [J]. Nature Reviews: Neuroscience, 2015, 16(2): 94-108.

[2] SPIERS H J, BARRY C. Neural systems supporting navigation [J]. Current Opinion in Behavioral Sciences, 2015, 1(1): 47-55.

[3] YAN Chuankui, WANG Rubin, QU Jingyi, et al. Locating and navigation mechanism based on place-cell and grid-cell models [J]. Cognitive Neurodynamics, 2016, 10(4): 353-360.

[4] 叶芷. 脑中的空间导航系统: place cell 和 grid cell 的发现 [J]. 中国科学, 2015, 45(3): 317-319.

YE Zhi. Navigation system in brain: discovery of place cell and grid cell [J]. Scientia Sinica, 2015, 45(3): 317-319.

[5] GIOCOMO L M, STENSOLA T, BONNEVIE T, et al. Topography of head direction cells in medial entorhinal cortex [J]. Current Biology, 2014, 24(3): 252-262.

[6] RAUDIES F, BRANDON M P, CHAPMAN G W, et al. Head direction is coded more strongly than movement direction in a population of entorhinal neurons [J]. Brain Research, 2015, 1621: 355-367.

[7] OLIVER S S, SOLANKA L, NOLAN M F. Continuous attractor network models of grid cell firing based on excitatory-inhibitory interactions [J]. The Journal of Physiology, 2016, 594(22): 6547-6557.

[8] RAUDIES F, HINMAN J R, HASSELMO M E. Modelling effects on grid cells of sensory input during self-motion [J]. The Journal of Physiology, 2016, 594(22): 6513-6526.

[9] LI W L, WU D W, DU J, et al. A biologically inspired model based on a multi-scale spatial representation for goal-directed navigation [J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2017, 11(3): 1477-1491.

[10] 李伟龙, 吴德伟, 周阳, 等. 基于生物位置细胞放电机理的空间位置表征方法 [J]. 电子与信息学报, 2016, 38(8): 2040-2046.

LI Weilong, WU Dewei, ZHOU Yang, et al. A method of spatial place representation based on biological place cells firing [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38(8): 2040-2046.

[11] SOLSTAD T, BOCCARA C N, KROPFF E, et al. Representation of geometric borders in the entorhinal cortex [J]. Science, 2008, 322: 1865-1868.

[12] EMILIO K, JAMES E C, MOSER M B, et al. Speed cells in the medial entorhinal cortex [J]. Nature,

- 2015, 523(7561): 419-424.
- [13] 于乃功, 王琳, 李侗, 等. 网格细胞到位置细胞的竞争型神经网络模型 [J]. 控制与决策, 2016, 50(9): 97-104.
- YU Naigong, WANG Lin, LI Ti, et al. Competitive neural network model from grid cells to place cells [J]. Control and Decision, 2016, 50(9): 97-104.
- [14] TAVARES R M, MENDELSON A, GROSSMAN Y, et al. A map for social navigation in the human brain [J]. Cell: Neuron, 2015, 87: 231-243.
- [15] FABIAN C, BURGESS N. The Cognitive architecture of spatial navigation: hippocampal and striatal contributions [J]. Cell: Neuron, 2015, 88: 64-77.
- [16] MILFORD M J. Robot navigation from nature: simultaneous localisation, mapping, and path planning based on hippocampal models [M]. Berlin, Germany: Springer, 2008: 87-143.
- [17] DAVID B, SCOTT H, JANET W, et al. Open-RatSLAM: an open source brain-based SLAM system [J]. Autonomous Robots, 2013, 34: 149-176.
- [18] ERDEM U M, MILFORD M J, HASSELMO M E. A hierarchical model of goal directed navigation selects trajectories in a visual environment [J]. Neurobiology of Learning and Memory, 2015, 117: 109-121.
- [19] MULLER S, WEBER C, WERMTER S. RatSLAM on humanoids: a bio-inspired SLAM model adapted to a humanoid robot [M]// Lecture Notes in Computer Science, Vol. 8681, Berlin, Germany: Springer, 2014: 789-796.
- [20] HE Xiaofeng, ZHANG Lilian, LIAN Junxiang, et al. Vision/odometer autonomous navigation based on RatSLAM for land vehicles [C]// International Conference on Advances in Mechanical Engineering and Industrial Informatics. Istanbul, Turkey: Atlantis Press, 2015: 695-699.

(编辑 刘杨)

(上接第99页)

- [11] JITSUMATSU Y, KHAN M T A, TOHRU K. Gaussian chip waveform together with Markovian spreading codes improve BER performance in chip-asynchronous CDMA systems [J]. IEEE Globecom, 2006(4): 1-5.
- [12] COTTATELLUCCI L, MULLER R R, DEBBAH M. Asynchronous CDMA systems with random spreading: part I Fundamental limits [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(4): 1477-1497.
- [13] CHIEN F T, HWANG C H, KUO C C J. Performance analysis of multicarrier CDMA systems with frequency offsets and random spreading under optimum combining [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2006, 54(4): 737-747.
- [14] NGUYEN H H, SHWEDYK E. Double chip waveforms for asynchronous DS-CDMA systems with random signature sequences [J]. IEE Proceedings: Communications, 2004, 151(4): 364-374.
- [15] LANDOLSI M A, STARK W E. DS-CDMA chip waveform design for minimal interference under bandwidth, phase, and envelope constraints [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 1999, 47(11): 1737-1746.
- [16] NGUYEN H H. An improved design of chip waveforms for band-limited DS-CDMA systems [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2004, 53(5): 1379-1386.

[本刊相关文献链接]

- 赵龙海, 沙学军. 多输入多输出单载波频分多址系统的鲁棒波束赋形算法. 2017, 51(8): 53-58. [doi: 10.7652/xjtuxb201708009]
- 刘遼, 刘三阳. 采用主成分策略的传感器网络路由评估算法. 2017, 51(6): 47-53. [doi: 10.7652/xjtuxb201706008]
- 张晖, 任文辉, 娄亚翔. 业务迁移场景下利用信誉值的拓扑构造激励算法. 2017, 51(6): 66-72. [doi: 10.7652/xjtuxb201706011]
- 卢虎, 廉保旺, 闫浩. 新型卫星导航复用调制信号的单路分离方法. 2016, 50(12): 32-37. [doi: 10.7652/xjtuxb201612006]
- 刘文娟, 冯大政, 袁明冬. 利用参数结构的快速非酉联合对角化算法. 2016, 50(12): 106-113. [doi: 10.7652/xjtuxb201612017]

(编辑 刘杨)