



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 108344999 B

(45)授权公告日 2020.08.11

(21)申请号 201810020491.4

审查员 梁策

(22)申请日 2018.01.09

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 108344999 A

(43)申请公布日 2018.07.31

(73)专利权人 浙江大学

地址 310013 浙江省杭州市西湖区余杭塘路866号

(72)发明人 杨灿军 林鸣威 李德骏 张涛

林日 王天磊 汪焰韬 周耿力

(74)专利代理机构 杭州天勤知识产权代理有限公司

公司 33224

代理人 胡红娟

(51)Int.Cl.

G01S 15/89(2006.01)

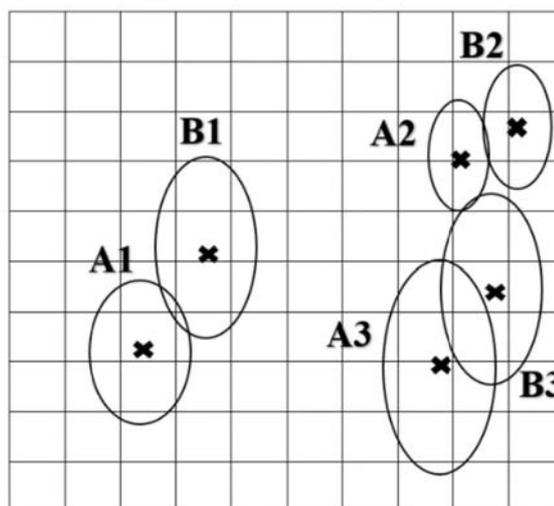
权利要求书2页 说明书8页 附图1页

(54)发明名称

一种用于水下机器人导航的声呐地图构建与重定位方法

(57)摘要

本发明公开了一种用于水下机器人导航的声呐地图构建方法,包括以下步骤:(1)水下机器人利用扩展卡尔曼滤波进行导航,同时采集海底形貌的声呐图像,从声呐图像中提取地图特征并标记位置,建立局部地图;当前局部地图中地图特征数量达到预设值后,关闭该幅局部地图,开启新的局部地图;(2)将建立的局部地图按照先后序列进行联结,得到全局地图;(3)将得到的全局地图进行优化。本发明还公开了基于全局地图进行水下机器人重定位的方法。本发明的声呐地图构建方法,将地图的更新分成两部分,全局地图的更新优化放在后台进行,局部地图的更新实时进行,用于及时修正航位,降低了地图更新的复杂度。



1. 一种水下机器人的重定位方法,其特征在于,包括以下步骤:

(I) 构建全局地图,将构建的全局地图用正方形网格划分,以全局地图中的地图特征点为中心,绘制每个地图特征点的协方差椭圆;

(II) 提取水下机器人当前位置利用声呐观测到的特征点,以观测到的特征点为中心绘制其协方差椭圆;

(III) 匹配水下机器人当前位置观测到的特征点与全局地图中的地图特征点;

若匹配成功,则利用匹配信息修正水下机器人的航位;

若匹配不成功,则水下机器人根据自身导航系统推算出的位置进行定位,等到下次获得观测信息后继续进行匹配;

步骤(I)中,构建全局地图的方法包括以下步骤:

(1) 水下机器人利用扩展卡尔曼滤波进行导航,同时采集海底形貌的声呐图像,从声呐图像中提取地图特征并标记位置,建立局部地图;当前局部地图中地图特征数量达到预设值后,关闭该幅局部地图,开启新的局部地图;

(2) 将建立的局部地图按照先后序列进行联结,得到全局地图;

(3) 将得到的全局地图进行优化;

步骤(III)中,根据如下规则匹配水下机器人当前位置观测到的特征点与全局地图中的地图特征点:

(a) 若两个协方差椭圆占据共同的网格,则表示两个特征点满足独立兼容条件,两个特征点匹配成功;

(b) 若一个协方差椭圆同时与另外两个协方差椭圆占据了共同的网格,则占据网格数量最多的为最可能的关联特征,即视为正确匹配;

(c) 若一个协方差椭圆同时与另外两个协方差椭圆占据了共同的网格,且占据的网格数量相同,则两个特征点实际距离短的为最可能关联特征,即视为正确匹配。

2. 根据权利要求1所述的水下机器人的重定位方法,其特征在于,步骤(1)中,在*i*时刻初始化的局部地图中,以水下机器人*i*时刻的位置 R_i 作为参考基准,水下机器人的初始化为 $\mathbf{x}_{R_i R_i} = \mathbf{0}$,初始协方差矩阵 $P_{R_i} = \mathbf{0}$;当*j*时刻地图特征 F_1, F_2, \dots, F_n 数量达到预设值时,关闭该局部地图;*i*时刻至*j*时刻得到的局部地图表示为:

$$m_{i, \dots, j} = (\hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, j}, \hat{P}_{i, \dots, j}),$$

$$\text{其中, } \hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, j} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_j} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_n} \end{bmatrix}, \text{ 为地图特征状态变量, } \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_j}, \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_1}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_n} \text{ 分别表示 } j \text{ 时刻水下机}$$

器人的位置 R_j 、地图特征 F_1, F_2, \dots, F_n 的位置坐标; $\hat{P}_{i, \dots, j}$ 为对应的协方差矩阵。

3. 根据权利要求2所述的水下机器人的重定位方法,其特征在于,*i*时刻至*j*时刻的局部地图关闭后,建立*j*时刻至*k*时刻的局部地图,以水下机器人*j*时刻的位置 R_j 作为参考基准,表示为:

$$m_{j,\dots,k} = (\hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k}, \hat{P}_{j,\dots,k}),$$

$$\text{其中, } \hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_j R_k} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_m} \end{bmatrix}, \text{为地图特征状态变量, } \hat{\mathbf{x}}_{R_j R_k}, \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_1}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_m} \text{分别表示k时刻水下}$$

机器人的位置 R_k 、地图特征 G_1, G_2, \dots, G_m 的位置坐标; $\hat{P}_{j,\dots,k}$ 为对应的协方差矩阵。

4. 根据权利要求3所述的水下机器人的重定位方法,其特征在于,步骤(2)中,将两幅局部地图 $m_{i,\dots,j} = (\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j}, \hat{P}_{i,\dots,j})$ 和 $m_{j,\dots,k} = (\hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k}, \hat{P}_{j,\dots,k})$ 进行联结,获得随机地图

$m_{i,\dots,k}^- = (\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-, \hat{P}_{i,\dots,k}^-)$,具体形式为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^- = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j}^- \\ \hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k}^- \end{bmatrix}, \quad \hat{P}_{i,\dots,k}^- = \begin{bmatrix} P_{i,\dots,j} & 0 \\ 0 & P_{j,\dots,k} \end{bmatrix},$$

将所有局部地图联结后得到全局地图。

5. 根据权利要求1所述的水下机器人的重定位方法,其特征在于,步骤(3)中,对全局地图进行优化包括:

(3-1) 通过独立兼容最近邻的数据关联方法得到两幅局部地图交界处的相互关联特征;

(3-2) 利用修正的观测方程来表示相互关联特征的置信水平;将修正后的观测方程线性化,得到的值代入扩展卡尔曼滤波算法中,得到更新后的地图特征状态变量与其协方差矩阵;

(3-3) 对更新后的地图特征状态变量与其协方差矩阵转换至同一个参考基准。

6. 根据权利要求1所述的水下机器人的重定位方法,其特征在于,步骤(I)和步骤(II)中,所述的协方差椭圆满足卡方分布 $\chi_{d,\alpha}^2$;其中,d表示系统阶数, α 表示该特征点的置信度水平。

7. 根据权利要求1所述的水下机器人的重定位方法,其特征在于,步骤(III)中,若匹配成功,则利用匹配信息修正水下机器人的航位,方法为:

定义水下机器人当前位置观测到的特征点在全局地图中的位置为 x_a ,根据水下机器人导航信息推算出的该特征的位置为 x_b ,水下机器人位置为 x_{robot} ;则修正后的水下机器人定位位置为 $x_{robot} + (x_a - x_b)$ 。

一种用于水下机器人导航的声呐地图构建与重定位方法

技术领域

[0001] 本发明涉及水下导航技术领域,尤其涉及一种用于水下机器人导航的声呐地图构建与重定位方法。

背景技术

[0002] 随着科技的进步,人们加速了对海洋的探索与开采,水下机器人的使用也因此越来越广泛。然而,由于水下无法获得GPS信号,水下机器人的导航会产生累积误差无法修正,最终使得导航算法发散。

[0003] 在海洋中,主要是依靠声学定位系统进行导航定位,例如超短基线(USBL)、短基线(SBL)和长基线(LBL)等。

[0004] 公开号为CN104457754A的中国专利文献公开了一种利用长基线进行潜器定位的导航算法,然而利用长基线进行定位的前提是需要提前在潜器航行的区域进行基线的布放,增加了实现的难度和成本。SBL和USBL的使用相比LBL难度虽然有所降低,但这两种定位系统的成本依旧高昂,难以推广应用。

[0005] 公开号为CN104075715A的中国专利文献公开了一种结合海底地形和环境特征的同步定位与地图构建的导航方法,利用扩展卡尔曼滤波作为导航的算法,提高了导航的精度。但该方法引入了深度方向的信息,增加了导航系统的计算复杂度。

[0006] 公开号为CN106123850A的中国专利文献公开了一种声呐地图的修正方法,但该方法采用单幅地图结合水下机器人的定位信息进行地图修正,当特征数量较多时,单幅地图无法实时进行更新。目前,并没有发现关于水下声呐地图序列联结方法的研究,也鲜有发现用于水下机器人在全局地图中快速重定位的方法。

发明内容

[0007] 本发明提供一种用于水下机器人导航的声呐地图构建方法,将地图的更新分成两部分,全局地图的更新优化放在后台进行,局部地图的更新实时进行,用于及时修正航位,降低了地图更新的复杂度。

[0008] 本发明提供了如下技术方案:

[0009] 一种用于水下机器人导航的声呐地图构建方法,包括以下步骤:

[0010] (1) 水下机器人利用扩展卡尔曼滤波进行导航,同时采集海底形貌的声呐图像,从声呐图像中提取地图特征并标记位置,建立局部地图;当前局部地图中地图特征数量达到预设值后,关闭该幅局部地图,开启新的局部地图;

[0011] (2) 将建立的局部地图按照先后序列进行联结,得到全局地图;

[0012] (3) 将得到的全局地图进行优化。

[0013] 步骤(1)中,在*i*时刻初始化的局部地图中,以水下机器人*i*时刻的位置 R_i 作为参考基准,水下机器人的初始化定位为 $\mathbf{x}_{R_i R_i} = \mathbf{0}$,初始协方差矩阵 $P_{R_i} = \mathbf{0}$;当*j*时刻地图特征 F_1, F_2, \dots, F_n 数量达到预设值时,关闭该局部地图。

[0014] i时刻至j时刻得到的局部地图表示为:

$$[0015] \quad m_{i,\dots,j} = (\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j}, \hat{P}_{i,\dots,j}),$$

$$[0016] \quad \text{其中, } \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_j R_j} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_j F_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_j F_n} \end{bmatrix}, \text{ 为地图特征状态变量, } \hat{\mathbf{x}}_{R_j R_j}, \hat{\mathbf{x}}_{R_j F_1}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{R_j F_n} \text{ 分别表示j时刻水}$$

下机器人的位置 R_j 、地图特征 F_1, F_2, \dots, F_n 的位置坐标; $\hat{P}_{i,\dots,j}$ 为对应的协方差矩阵。

[0017] 局部地图中特征的提取从靠水下机器人的近端开始,从而状态变量中的地图特征按从近到远排列。

[0018] 为了计算方便,规定j时刻的观测值用以更新第一幅地图,水下机器人从 R_j 到 R_{j+1} 的运动是在第二幅地图中进行的。这意味着 R_j 为第二幅局部地图的参考基准。由于声呐一次性扫描的特征数无法确定,因此局部地图关闭时不一定正好存储了n个特征,因此假设第二幅局部地图的特征个数为m,对应的特征为 G_1, G_2, \dots, G_m 。

[0019] i时刻至j时刻的局部地图关闭后,建立j时刻至k时刻的局部地图,表示为:

$$[0020] \quad m_{j,\dots,k} = (\hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k}, \hat{P}_{j,\dots,k}),$$

$$[0021] \quad \text{其中, } \hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_j R_k} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_m} \end{bmatrix}, \text{ 为地图特征状态变量, } \hat{\mathbf{x}}_{R_j R_k}, \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_1}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_m} \text{ 分别表示k时刻}$$

水下机器人的位置 R_k 、地图特征 G_1, G_2, \dots, G_m 的位置坐标; $\hat{P}_{j,\dots,k}$ 为对应的协方差矩阵。

[0022] 步骤(2)中,将两幅局部地图 $m_{i,\dots,j} = (\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j}, \hat{P}_{i,\dots,j})$ 和 $m_{j,\dots,k} = (\hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k}, \hat{P}_{j,\dots,k})$ 进行联结,获得随机地图 $m_{i,\dots,k}^- = (\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-, \hat{P}_{i,\dots,k}^-)$,具体形式为:

$$[0023] \quad \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^- = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j}^- \\ \hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k}^- \end{bmatrix}, \quad \hat{P}_{i,\dots,k}^- = \begin{bmatrix} P_{i,\dots,j} & 0 \\ 0 & P_{j,\dots,k} \end{bmatrix},$$

[0024] 将所有局部地图联结后得到全局地图。

[0025] 步骤(3)中,对全局地图进行优化包括:

[0026] (3-1)通过独立兼容最近邻的数据关联方法得到两幅局部地图交界处的相互关联特征;

[0027] 定义两幅局部地图交界处r对相互关联的特征,分别为 $F_{f1}, F_{f2}, \dots, F_{fr}$ 和 $G_{g1}, G_{g2}, \dots, G_{gr}$;

[0028] (3-2)利用修正的观测方程来表示相互关联特征的置信水平;将修正后的观测方程线性化,得到的值代入扩展卡尔曼滤波算法中,得到更新后的地图特征状态变量与其协方差矩阵;

[0029] 修正的观测方程为：

$$[0030] \quad h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-) = \begin{bmatrix} h_{f_1, g_1} \\ \vdots \\ h_{f_r, g_r} \end{bmatrix} = \mathbf{0},$$

[0031] 其中, h_{f_r, g_r} 表示第r对相互关联特征的置信水平, $h_{f_r, g_r} = \mathbf{x}_{R_i F_{f_r}} - \mathbf{x}_{R_i R_i} \oplus \mathbf{x}_{R_j G_{g_r}}$, 运算符 \oplus 表示坐标系转换。

[0032] 坐标系转换方法如下：

[0033] 在二维平面, 参考系B相对于参考系A的定位可以表示为一个三自由度矢量 \mathbf{x}_B^A , 参考系C相对于参考系B的定位也可以表示为一个三自由度矢量 \mathbf{x}_C^B , 分别表示为：

$$[0034] \quad \mathbf{x}_B^A = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \phi_1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x}_C^B = \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ \phi_2 \end{bmatrix},$$

[0035] 则参考系C相对于参考系A的转换关系可以表示为：

$$[0036] \quad \mathbf{x}_C^A = \mathbf{x}_B^A \oplus \mathbf{x}_C^B = \begin{bmatrix} x_1 + x_2 \cos \phi_1 - y_2 \sin \phi_1 \\ y_1 + x_2 \sin \phi_1 + y_2 \cos \phi_1 \\ \phi_1 + \phi_2 \end{bmatrix}。$$

[0037] 将修正后的观测方程线性化, 得到：

$$[0038] \quad h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-) \approx h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-) + H_H(\mathbf{x}_{i,\dots,k}^- - \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-),$$

[0039] 其中, $H_H = \left. \frac{\partial h_H}{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-} \right|_{(\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-)}$, $\mathbf{x}_{i,\dots,k}^-$ 表示最新观测到的地图特征位置信息。

[0040] 将修正后 $h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-)$ 的值代入扩展卡尔曼滤波算法中更新, 可以得到更新后的地图特征状态变量 $\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^+$ 与其协方差矩阵 $\hat{P}_{i,\dots,k}^+$, 具体为：

$$[0041] \quad K = \hat{P}_{i,\dots,k}^- (H_H)^T (H_H \hat{P}_{i,\dots,k}^- (H_H)^T)^{-1}$$

$$[0042] \quad \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^+ = \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^- - K h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-)$$

$$[0043] \quad \hat{P}_{i,\dots,k}^+ = (I - K H_H) \hat{P}_{i,\dots,k}^-$$

[0044] 其中, K为卡尔曼增益矩阵, I为单位矩阵。

[0045] (3-3) 对更新后的地图特征状态变量与其协方差矩阵转换至同一个参考基准；

[0046] 即将所有局部地图往参考位姿 R_i 转换, 得到优化后的地图特征状态 $x_{i, \dots, k}$ ：

$$[0047] \quad \mathbf{x}_{i,\dots,k} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_k} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_n} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i G_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i G_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_j}^+ \oplus \hat{\mathbf{x}}_{R_j R_k}^+ \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_1}^+ \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_n}^+ \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_j}^+ \oplus \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_1}^+ \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_j}^+ \oplus \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_m}^+ \end{bmatrix};$$

[0048] 其对应的协方差矩阵更新为:

$$[0049] \quad P_{i,\dots,k} = \frac{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}}{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^+} \hat{P}_{i,\dots,k}^+ \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}}{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^+} \right)^T。$$

[0050] 这里得到的是以水下机器人最初起始位置为基准的全局地图,后续重定位也是以此地图为基准展开搜寻。

[0051] 当获得全局地图后,可以根据概率网络的匹配方法用于水下机器人的重定位,快速修正导航的累积误差。

[0052] 根据全局地图对水下机器人进行重定位的方法包括以下步骤:

[0053] (I) 将全局地图用正方形网格划分,以全局地图中的地图特征点为中心,绘制每个地图特征点的协方差椭圆;

[0054] (II) 提取水下机器人当前位置利用声呐观测到的特征点,以观测到的特征点为中心绘制其协方差椭圆;

[0055] (III) 采用概率网格匹配法匹配水下机器人当前位置观测到的特征点与全局地图中的地图特征点;

[0056] 若匹配成功,则利用匹配信息修正水下机器人的航位;

[0057] 若匹配不成功,则水下机器人根据自身导航系统推算出的位置进行定位,等到下次获得观测信息后继续进行匹配。

[0058] 步骤(I)中,正方形网格的尺寸需要根据地图特征点的分布密度来调整。

[0059] 步骤(I)和步骤(II)中,所述的协方差椭圆满足卡方分布 $\chi_{d,\alpha}^2$; 其中,d表示系统阶数, α 表示该特征点的置信度水平。

[0060] 步骤(III)中,根据如下规则匹配水下机器人当前位置观测到的特征点与全局地图中的地图特征点:

[0061] (a) 若两个协方差椭圆占据共同的网格,则表示两个特征点满足独立兼容条件,两个特征点匹配成功;

[0062] (b) 若一个协方差椭圆同时与另外两个协方差椭圆占据了共同的网格,则占据网格数量最多的为最可能的关联特征,即视为正确匹配;

[0063] (c) 若一个协方差椭圆同时与另外两个协方差椭圆占据了共同的网格,且占据的网格数量相同,则两个特征点实际距离短的为最可能关联特征,即视为正确匹配。

[0064] 具体的,定义点A1、A2和A3表示全局地图中的地图特征点,点B1、B2和B3表示水下机器人当前位置观测到的特征点;

[0065] 点A1的协方差椭圆仅与点B1的协方差椭圆共同占据网格,则点A1与点B1匹配成功;

[0066] 点B3的协方差椭圆同时与点A2和A3的协方差椭圆占据共同的网格,点B3与点A2共同占据的网格数量小于点B3与点A3共同占据的网格数量,则点B3与点A3匹配成功;

[0067] 点A2的协方差椭圆同时与点B2和B3的协方差椭圆占据共同的网格,点A2与点B2共同占据的网格数量等于点A2与点B3共同占据的网格数量,点A2与点B2的距离小于点A2与点B3的距离,则点A2与点B2匹配成功。

[0068] 步骤(III)中,若匹配成功,则利用匹配信息修正水下机器人的航位,方法为:

[0069] 定义水下机器人当前位置观测到的特征点在全局地图中的位置为 x ,根据水下机器人导航信息推算出的该特征的位置为 x_b ,水下机器人位置为 x_{robot} ;根据匹配信息对水下机器人的航位进行修正,修正值为 x_a-x_b ,即修正后的水下机器人定位位置为 $x_{robot}+(x_a-x_b)$ 。

[0070] 与现有技术相比,本发明的有益效果为:

[0071] (1) 本发明的声呐地图构建方法,将地图的更新分成两部分,局部地图的更新实时进行,通过局部地图的更新来修正航位,利用序列地图联结获得全局地图,将全局地图更新优化放在后台计算,提高了系统的实时性;

[0072] (2) 本发明的重定位方法利用概率网格匹配方法进行水下机器人重定位,方法简单可靠,实效性好,不需要计算逆矩阵等复杂操作,只需要计算特征点的协方差椭圆是否共同占据网格,或者共同占据的网格数量即可判定特征是否匹配。

附图说明

[0073] 图1为全局地图中三个特征点及其协方差椭圆的示意图;

[0074] 图2为水下机器人最新观测特征与全局地图中特征的比较示意图。

具体实施方式

[0075] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步详细描述,需要指出的是,以下所述实施例旨在便于对本发明的理解,而对其不起任何限定作用。

[0076] 水下机器人携带成像声呐利用扩展卡尔曼滤波(EKF)进行同步定位与地图构建导航,并执行观测任务。

[0077] 随着导航的进行,水下机器人会把声呐图像中提取的特征位置不断记录,建立局部地图。

[0078] 在局部地图特征数量达到 n 个(预设值)后,便关闭该幅局部地图,开启新的局部地图。在 i 时刻初始化的局部地图中,利用水下机器人的当前位置 R_i 作为参考基准,则水下机器人的初始化定位为 $\mathbf{x}_{R_i,R_i} = \mathbf{0}$,初始协方差矩阵 $P_{R_i} = \mathbf{0}$ 。当 j 时刻地图特征 F_1, F_2, \dots, F_n 数量达到设定的上限时,关闭该局部地图。设置地图特征状态变量 $\hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, j}$ 为:

$$[0079] \quad \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_i,R_j} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i,F_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i,F_n} \end{bmatrix},$$

[0080] 其中, $\hat{\mathbf{x}}_{R_i,R_j}$ 表示该局部地图中, 机器人的起始位置为 R_i , 结束位置为 R_j ; $\hat{\mathbf{x}}_{R_i,F_n}$ 表示该局部地图中, 地图特征 F_n 的坐标。

[0081] $\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j}$ 对应的协方差矩阵为 $\hat{P}_{i,\dots,j}$ 。i 时刻至 j 时刻得到的局部地图表示为 $m_{i,\dots,j} = (\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j}, \hat{P}_{i,\dots,j})$ 。

[0082] 局部地图中特征的提取从靠水下机器人的近端开始, 从而状态变量中的地图特征按从近到远排列。

[0083] 之后第二幅局部地图 $m_{j,\dots,k} = (\hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k}, \hat{P}_{j,\dots,k})$ 以类似的方式开始初始化。为了计算方便, 规定 j 时刻的观测值用以更新第一幅地图, 水下机器人从 R_j 到 R_{j+1} 的运动是在第二幅地图中进行的。这意味着 R_j 为第二幅局部地图的参考基准。

[0084] 由于声呐一次性扫描的特征数无法确定, 因此局部地图关闭时不一定正好存储了 n 个特征, 因此假设第二幅局部地图的特征个数为 m, 对应的特征为 G_1, G_2, \dots, G_m 。

[0085] 第二幅局部地图 $m_{j,\dots,k} = (\hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k}, \hat{P}_{j,\dots,k})$ 中,

$$[0086] \quad \hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_j,R_k} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_j,G_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_j,G_m} \end{bmatrix}。$$

[0087] 将两幅局部地图 $m_{i,\dots,j} = (\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j}, \hat{P}_{i,\dots,j})$ 和 $m_{j,\dots,k} = (\hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k}, \hat{P}_{j,\dots,k})$ 进行联结, 即获得随机地图 $m_{i,\dots,k}^- = (\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-, \hat{P}_{i,\dots,k}^-)$, 具体形式为:

$$[0088] \quad \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^- = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,j} \\ \hat{\mathbf{x}}_{j,\dots,k} \end{bmatrix}, \quad \hat{P}_{i,\dots,k}^- = \begin{bmatrix} P_{i,\dots,j} & 0 \\ 0 & P_{j,\dots,k} \end{bmatrix}。$$

[0089] 将联结后的地图进行更新, 更新步骤包括特征状态更新及其协方差矩阵更新。

[0090] 假设 H 表示地图 $m_{i,\dots,j}$ 和 $m_{j,\dots,k}$ 的关联情况, 通过独立兼容最近邻的数据关联 (特征匹配) 方法得到两幅局部地图交界处 r 对相互关联的特征, 分别为 $F_{f1}, F_{f2}, \dots, F_{fr}$ 和 $G_{g1}, G_{g2}, \dots, G_{gr}$ 。

[0091] 利用一个修正的观测方程来表示 r 对观测的置信水平:

$$[0092] \quad h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^-) = \begin{bmatrix} h_{f_1, g_1} \\ \vdots \\ h_{f_r, g_r} \end{bmatrix} = \mathbf{0},$$

[0093] h_{f_r, g_r} 表示第r对相互关联特征的置信水平。

[0094] 以第r对为例,其置信水平为 $h_{f_r, g_r} = \mathbf{x}_{R_i F_{f_r}} - \mathbf{x}_{R_i R_i} \oplus \mathbf{x}_{R_j G_{g_r}}$; 其中,运算符 \oplus 表示坐标系转换,具体如下:

[0095] 在二维平面,参考系B相对于参考系A的定位可以表示为一个三自由度矢量 \mathbf{x}_B^A ,参考系C相对于参考系B的定位也可以表示为一个三自由度矢量 \mathbf{x}_C^B ,它们分别表示为:

$$[0096] \quad \mathbf{x}_B^A = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \phi_1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x}_C^B = \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ \phi_2 \end{bmatrix},$$

[0097] 则参考系C相对于参考系A的转换关系可以表示为:

$$[0098] \quad \mathbf{x}_C^A = \mathbf{x}_B^A \oplus \mathbf{x}_C^B = \begin{bmatrix} x_1 + x_2 \cos \phi_1 - y_2 \sin \phi_1 \\ y_1 + x_2 \sin \phi_1 + y_2 \cos \phi_1 \\ \phi_1 + \phi_2 \end{bmatrix}.$$

[0099] 将修正后的观测方程线性化,得到:

$$[0100] \quad h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^-) \approx h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^-) + H_H(\mathbf{x}_{i, \dots, k}^- - \hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^-),$$

$$[0101] \quad \text{其中, } H_H = \left. \frac{\partial h_H}{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^-} \right|_{(\hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^-)}, \quad \mathbf{x}_{i, \dots, k}^- \text{ 表示最新观测到的地图特征位置信息。}$$

[0102] 将修正后 $h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^-)$ 的值代入扩展卡尔曼滤波算法中更新,可以得到更新后的地图特征状态变量 $\hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^+$ 与其协方差矩阵 $\hat{P}_{i, \dots, k}^+$, 具体为:

$$[0103] \quad K = \hat{P}_{i, \dots, k}^- (H_H)^T (H_H \hat{P}_{i, \dots, k}^- (H_H)^T)^{-1}$$

$$[0104] \quad \hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^+ = \hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^- - K h_H(\hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^-)$$

$$[0105] \quad \hat{P}_{i, \dots, k}^+ = (I - K H_H) \hat{P}_{i, \dots, k}^-$$

[0106] 其中, K为卡尔曼增益矩阵, I为单位矩阵。

[0107] 由于更新后的地图特征状态变量 $\hat{\mathbf{x}}_{i, \dots, k}^+$ 与其协方差矩阵 $\hat{P}_{i, \dots, k}^+$ 中的元素并不是以同一个参考基准来表示特征坐标,为了后续重定位使用,需要将其转换至同一个参考基准,即将所有局部地图往参考位姿 R_i 转换:

$$[0108] \quad \mathbf{x}_{i,\dots,k} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_k} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_n} \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i G_1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i G_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_j}^+ \oplus \hat{\mathbf{x}}_{R_j R_k}^+ \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_1}^+ \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i F_n}^+ \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_j}^+ \oplus \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_1}^+ \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}_{R_i R_j}^+ \oplus \hat{\mathbf{x}}_{R_j G_m}^+ \end{bmatrix} \circ$$

[0109] 这里得到的是以水下机器人最初起始位置为基准的全局地图,后续重定位也是以此地图为基准展开搜寻。其对应的协方差矩阵更新为:

$$[0110] \quad P_{i,\dots,k} = \frac{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}}{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^+} \hat{P}_{i,\dots,k}^+ \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}}{\partial \hat{\mathbf{x}}_{i,\dots,k}^+} \right)^T \circ$$

[0111] 得到优化的全局地图后,当水下机器人下次经过地图区域时,可利用概率网格地图进行匹配,具体方法如下:

[0112] 将全局特征地图用正方形网格划分,网格的长度为0.2米。如图1所示,假设A1、A2和A3三个点表示全局地图中存在的特征点,以特征点为中心,绘制每个点的协方差椭圆,其满足卡方分布 $\chi_{d,\alpha}^2$, d表示系统阶数, α 表示特征定位的置信度水平。如图2所示,假设B1、B2和B3三个点表示根据水下机器人在当前位置利用声呐观测到的特征位置,同样绘制其协方差椭圆。则A和B之间的特征点是否匹配以及如何匹配按照如下规则:

[0113] 若两个椭圆共同只占据一个网格,则表示两个特征满足独立兼容条件,两个特征匹配;若一个椭圆同时与其余椭圆占据了同一个网格,则选择占据网格数量最多的为最可能的关联特征;若出现占据一个椭圆与其余椭圆占据网格数量相同的情况,则直接利用两个点的实际距离来判断,距离短的为最可能关联特征,即视为正确匹配。

[0114] 得到匹配信息后,则可以重定位水下机器人,找到水下机器人在地图中的位置,消除其导航的累积误差,方法为:

[0115] 匹配成功后,可得到当前观测特征在先前构造的全局地图中的位置 x_a ,根据水下机器人导航信息推算出该特征位置为 x_b ,水下机器人位置为 x_{robot} 。根据匹配信息可对水下机器人的航位进行修正,修正值为 $x_a - x_b$,即修正后的水下机器人定位位置为 $x_{robot} + (x_a - x_b)$ 。

[0116] 以上所述的实施例对本发明的技术方案和有益效果进行了详细说明,应理解的是以上所述仅为本发明的具体实施例,并不用于限制本发明,凡在本发明的原则范围内所做的任何修改、补充和等同替换等,均应包含在本发明的保护范围之内。

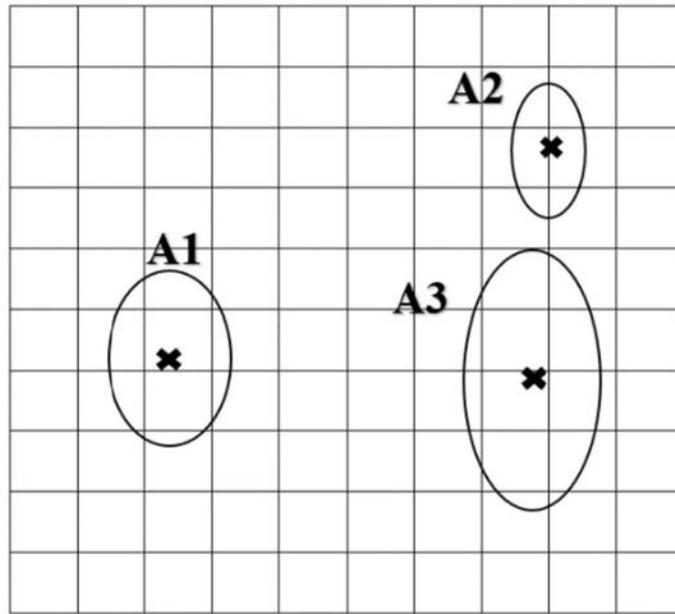


图1

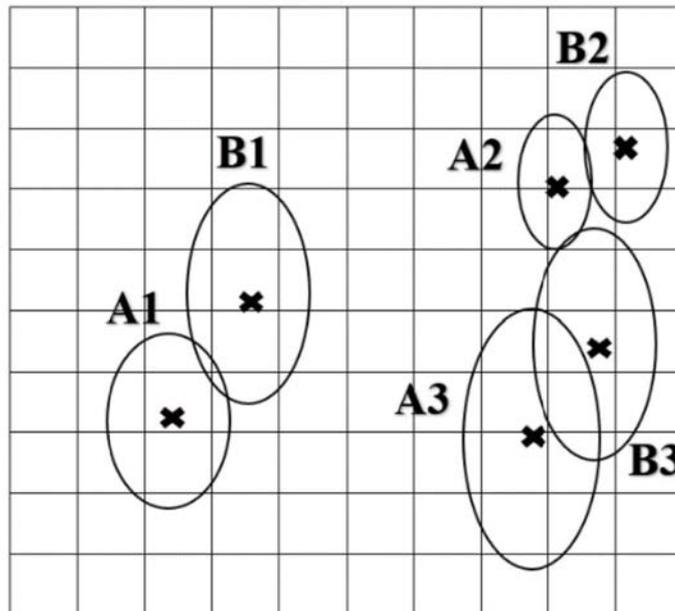


图2