

文章编号: 2096-1618(2019)02-0105-07

一种基于系统稳定性和正确性的定位导航方法研究

王尧山, 朱毅, 卢军, 谭云籍
(成都信息工程大学软件工程学院, 四川 成都 610225)

摘要:针对室内无卫星定位下的移动机器人定位导航问题,采用多传感器结合单目视觉定位的方式,提出两种基于系统稳定性和正确性的数据融合策略。通过模拟实验,引入误差系数,比较在不同误差系数下得到的导航路径,证明正确性和稳定性相结合的融合策略最优。

关键词:机器人;单目视觉;室内定位;多传感器;数据融合

中图分类号:TP391.7

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcuit.2019.02.001

0 引言

近年来,移动机器人技术^[1]已成为国家发展的重大战略目标,机器人定位技术^[2]是其研究中最基础的部分。机器人只有确定了自身的位置^[3-4],才能做其他动作。对于机器人定位来说,由于建筑物的遮挡,GPS接收机很难收到卫星信号。因此,Wi-Fi^[5-7]、白光^[8]、可见光^[9]、超宽带(UWB)^[10]、行人航迹推算(PDR)^[11]、蓝牙^[12]等各种室内定位导航技术应运而生。在近几年发展中,基于视觉的定位方式逐渐受到关注,根据所使用摄像机的种类,可分为彩色深度(RGB-D)摄像机^[13]、双目(Stereo)摄像机^[14]和单目(Monocular)摄像机^[15]。彩色深度摄像机由彩色摄像机、红外摄像机和红外投影仪组成,可以在视频帧率下同时提供每帧的彩色图像和稠密深度图,但这种红外深度传感器有严格的使用距离限制。双目摄像机是有两个或多个镜头的摄像机,每个镜头有独立的图像传感器,模拟人类的双目视觉,可从图像视差中感知真实尺度的深度。但双目摄像机的基线是固定的,且较小,造成在三角测量中对远距离的估计不精确。单目视觉定位只用一个彩色摄像机,没有固定的尺度限制,可在不同尺度的场景中切换。另一方面,单目摄影机成本较低,适于在多移动机器人系统中使用,但单纯基于视觉的定位严重依赖于图像的质量和图像中特征的数量。所以提出在单目视觉定位的基础上,融合多传感器的数据用于实现多移动机器人的室内定位导航。并且提出一种基于系统稳定性和正确性的数据融合策略,通过实验结果证明了该策略在目标场景中的有效性。

1 单目视觉导航与传感器

1.1 单目视觉导航

单目视觉导航主要利用的是OpenMV视觉处理模块,该模块有着成熟的AprilTag视觉处理函数,可以获得AprilTag的3D信息并反馈给机器人。在OpenMV端使用Python编程,其编程逻辑如图1所示。

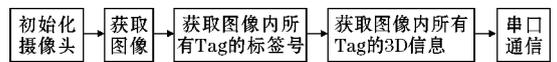


图1 编程逻辑图

用OpenMV处理AprilTag效果如图2所示。

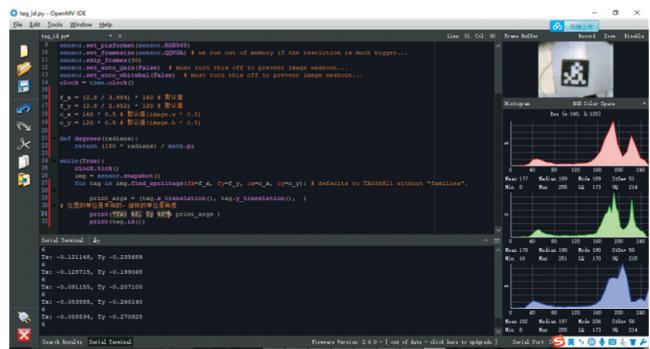


图2 用OpenMV处理AprilTag的效果图

由于AprilTag是贴在天花板上的,z轴方向的数据均可省略掉,只读取x轴和y轴方向的偏移数据。如图2所示,OpenMV会建立一个以正中心为坐标原点的坐标系,根据所反馈的数据,可以测出AprilTag的标签编号以及该标签中心点相对于摄像头的像素坐标,由此直接计算出机器人当前所在的位置^[16]。

其定位原理是,先读取AprilTag的标签号,然后根据标签号,从服务器中查询到该Tag在室内的真实位

收稿日期:2018-07-16

基金项目:四川省科学技术厅重点资助项目(2017GZ0324);四川省教育厅自然科学重大培育资助项目(17CZ0007)

置。然后根据所获取的像素坐标值,计算机器人位置的真实值。

如图3所示,假设现在该Tag在像素坐标系下的位置为图中的A点,机器人在读取到Tag编号后,会通过Wi-Fi,在服务器中查询该Tag的位置坐标。假设该Tag编号为k,则可确定出A点对应的在室内场景中的真实坐标值为(Tag[k][0],Tag[k][1])。假设A点对应的像素坐标为(m,n),然后将其转化为室内坐标系下的真实坐标(M,N)。显然,机器人在像素坐标系中所对应的位置就是坐标原点。根据A点信息,则可求出机器人所在室内中的真实位置为(Tag[k][0]-M,Tag[k][1]-N)。单目视觉导航流程如图4所示。

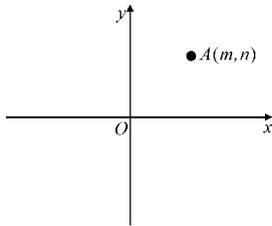


图3 根据像素坐标计算机器人位置

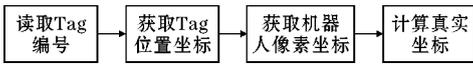


图4 单目视觉导航流程图

1.2 传感器导航

陀螺仪和电机上的编码器结合,构成了一个里程计导航系统,在有之前累积位置数据的前提下,利用MPU6050的陀螺仪功能,能获取到机器人前进方向的数据。只需要陀螺仪x平面的角度值,利用对射式计数器获取到机器人运动的距离数据,然后将距离数据分解到相对于室内坐标系下的x轴和y轴的增量,再与之前累积数据叠加,即可得到当前机器人的位置,对机器人实现定位。加速度导航与陀螺仪导航类似,其主要数据来源是MPU6050所反馈的加速度值,需要x

轴方向的加速度 a_x 和y轴方向的加速度 a_y 。位移的值等于加速度对时间的积分,因此,可以算出x方向的位移量为 $\int a_x t dt$,y方向的位移量为 $\int a_y t dt$ ^[17]。

NFC导航实际上是利用机器人底盘上的NFC读卡器,不停地寻找NFC标签。当读取到地板上铺设的标签后,即可读取到标签内的位置信息。利用标签内的信息,即可进行定位。NFC导航只和当前状态有关,不受之前状态所影响,而且受外界干扰的可能性也非常低,因此将NFC导航作为权重最高的导航算法。

2 融合策略

2.1 模型建立

加权平均算法的优点是模型简单,对异常数据方便排查,缺点是不同的系统要求不同,加权方式没有统一标准,是一种随机类数据融合算法。图5为文中建立的加权平均算法模型^[18]。

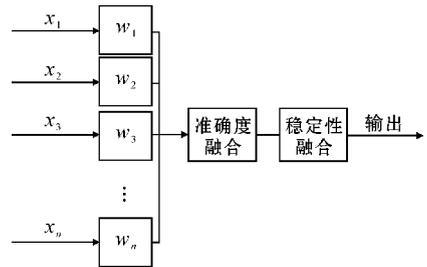


图5 加权平均算法模型

由于NFC标签是整个系统中相对最稳定的,而且标签的铺设在室内是确定的,因此可以利用标签的位置信息来清除导航过程中产生的累积误差。即把整个完整的导航过程分解成很多由NFC标签组成的,一段一段地导航。文中采用绝对定位和相对定位相结合的加权平均算法,最终确定的融合策略如图6所示。

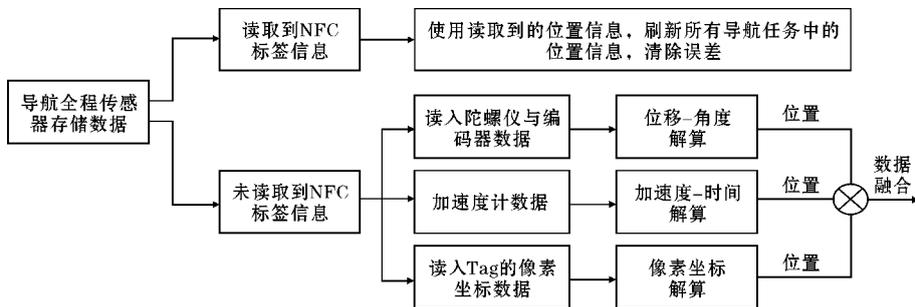


图6 数据融合策略图

2.2 基于信任度的系统正确性融合策略

多个传感器对目标位置信息进行测定,第i个传

感器和第j个传感器对应的定位数据分别为 $A(x_i, y_i)$ 和 $B(x_j, y_j)$ 。如果i的真实性相对较高,那么它被另外的传感器信任的水平就较高。这种信任水平是指多

传感器测得信息之间所对应的信任程度。

为了对信息间的信任度展开标准化的处理,定义一个界定函数 b_{ij} ,它指的是 A 被 B 信任程度。 $b_{ij} = f(A-B)$, A 和 B 分别为传感器 i 和传感器 j 所测的坐标信息。

$$\text{定义: } A-B = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$$

其中, $0 \leq f \leq 1$, 为连续下降函数,也就是说, A 和 B 的差距越大,则 b 值越小,信任度越低。一般给出一个阈值 m , 令

$$b_{ij} = \begin{cases} 1 & |A-B| \leq m \\ 0 & |A-B| > m \end{cases} \quad (1)$$

若 $b_{ij} = 0$, 认为传感器 i 与传感器 j 相互不信任, 若 $b_{ij} = 1$, 则认为二者间信任。假如某个传感器不被另外的传感器信任, 或仅仅被一部分传感器信任, 那么这个传感器的读数在展开数据融合的过程中就能够被删掉。这样处理不能体现出随着差距增大, 信任度逐渐降低的渐变过程, 只是简单粗暴地判定。在 m 值附近的值其实差距已经不大, 都是不太准确的值。但是在这种算法中会因为极小的误差而出现 0 和 1 的巨大差别, 进而使融合结果误差过大, 因此, 对此方法做以下改进。

在统计学中, 置信区间是服从正态分布的, 所以将 b_{ij} 设为指数函数:

$$b_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-(A-B)^2} & A-B \leq m \\ 0 & A-B > m \end{cases} \quad (2)$$

即设定当二者差值大于阈值 m 时, B 对应的传感器不再信任 A 对应的传感器, 但是在两者的差值从 0 到临界阈值之间, 信任度则会有一个曲线的变化。于是, 将 b_{ij} 界定为符合模糊性的指数函数形式。这样的改进不但最大化地利用了隶属度函数所具有的优点, 而且又能够防止信息彼此信任水平的绝对化, 使其与真实情况更为贴近, 同时也降低了具体实施过程中所遇到的阻碍, 让融合的结果具有更为理想的稳定性。

另外, 将 b_{ij} 设定为正态分布, 也可以比较容易地确定 m 的值。标准正态分布曲线图如图 7 所示。

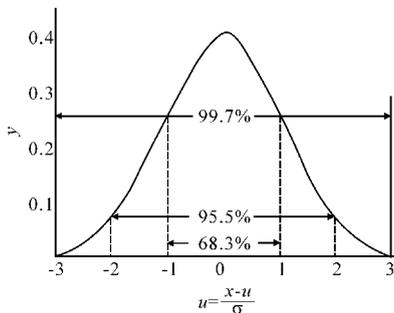


图 7 标准正态分布曲线图

因为函数曲线下 68.268949% 的面积在平均数左右的一个标准差范围内。所以 $A-B$ 的值可以大约设定在 $1/\sqrt{2\pi}e^{-1}$, 约等于 0.84。而超过一个标准差的区间的值便认为该值错误过大, 直接排除。

设有 n 个传感器测量同一参数, 根据测得数据间的信任度函数 b_{ij} , 建立信任度矩阵:

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \cdots & b_{nn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

因 B 中第 i 行元素之和就是 i 传感器相对于其他所有传感器的置信度之和, 故令 i 传感器相对于整个系统的置信度为

$$b_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n b_{ij} \quad (4)$$

若 b_i 较大, 表明第 i 个传感器测得的数据被多数传感器信任; 反之, 第 i 个传感器测得的数据为真实数据的可能性较小。加上 m 的阈值, 可求出第 i 个传感器在整体中的置信度完整公式为

$$b_i = \begin{cases} b_i & b_i > e^{-m} \\ 0 & b_i \leq e^{-m} \end{cases} \quad (5)$$

因有 n 个传感器, 故基于置信度的权值满足 $\sum_{i=1}^n W_{bi} = 1$, 归一化处理后可以推出:

$$W_{bi} = \frac{b_i}{\sum_{i=1}^n b_i} \quad (6)$$

由上即可在多传感器导航系统中, 构造出一个动态的、基于信任度的权值系统。当其中任意一传感器受到干扰时, 系统会根据受到干扰的大小, 动态地降低其权值, 以保证整个系统数据融合的准确性。

2.3 基于最小方差的系统稳定性融合策略

在实现了动态排查错误数据的功能之后, 在此基础上增加系统的稳定性。数据值越接近真实值越好, 但是真实值是不可获得的, 只能获得 3 种导航方式的测量值, 系统在越稳定的时候, 值越接近于真实值。因此, 该策略的目的在于保证系统最稳定。

在数据全部正确时, 设有 n 个导航系统对机器人进行导航, 如图 5 所示。对于不同的导航系统都有各自不同的稳定性, 要求得一个经过各个子系统融合后稳定性最高的系统。根据统计学规律, 方差越小的系统就越稳定, 即在总均方误差最小这一最优条件下, 根据各个子系统所得到的测量值以自适应的方式寻找各个子系统所对应的最优加权因子, 使融合后的 X 值达

到最优。

该稳定性系统的目的,是要让经过正确性融合策略的数据稳定。因此,在系统中的 X 并不是真实的 X , 而是经过第一次加权后的 $\sum_{i=1}^n W_{bi}X$ 。令新系统下的 X^* $= \sum_{i=1}^n W_{bi}X$, 根据概率公式可得:

$$E(X^*) = \sum_{i=1}^n W_{bi}E(X), \quad \sigma_i^2(X^*) = W_{bi}^2\sigma_i^2(X) \quad (7)$$

数据融合方法的理论依据: 设 n 个新子系统的方差分别为 $\sigma_1^{*2}, \sigma_2^{*2}, \sigma_3^{*2}, \dots, \sigma_n^{*2}$, 所要估计的新值为 X^* , 各子系统的测量值分别为 $X_1^*, X_2^*, X_3^*, \dots, X_n^*$, 它们彼此互相独立, 并且是 X^* 的无偏估计; 各子系统的加权因子分别为 W_1, W_2, \dots, W_n , 则融合后的 X 值和加权因子满足以下公式:

$$X^* = \sum_{p=1}^n W_p X_p, \quad \sum_{p=1}^n W_p = 1 \quad (8)$$

总均方误差为

$$\sigma^2 = E\left[\sum_{p=1}^n W_p^2 (X^* - X_p)^2 + 2 \sum_{p=1, q=1}^n W_p W_q (X^* - X_p) \cdot (X^* - X_q)\right] \quad (9)$$

因为 X_1, X_2, \dots, X_n 彼此独立, 并且为 X 的无偏估计, 所以 $E[(X - X_p)(X - X_q)] = 0, (p \neq q; p = 1, 2, \dots, n; q = 1, 2, \dots, n)$, 故可写成:

$$\sigma^{*2} = E\left[\sum_{p=1}^n W_p^2 (X - X_p)^2\right] = \sum_{p=1}^n W_p^2 \sigma_p^{*2} = \sum_{p=1}^n W_p^2 W_{bp}^2 \sigma_p^2 \quad (10)$$

从式(10)可以看出, 总均方误差 σ^2 是关于各加权因子的多元二次函数, 因此 σ^2 必然存在最小值。该最小值的求取是加权因子 W_1, W_2, \dots, W_n 满足式约束条件的多元函数极值求取。根据多元函数求极值理论, 可求出总均方误差最小时所对应的加权因子为

表1 真实路径坐标

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
x	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
y	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5

用 Matlab 模拟生成 3 组有误差的随机数, 代表机器人 3 种导航方法的测量值。然后将数据进行融合, 比较融合后的路径与一般加权后的路径。

在模拟实验中, 引入一个概念, 误差系数。

定义: 误差系数为生成的数据和真实值之间相差的最大百分比。假如设定的误差系数为 0.1, 那么对于 $x=1$ 来说, 产生的值会是 0.9 ~ 1.1 的随机数。

模拟实验中, 将只使用了稳定性融合策略的路径称为融合路径 1, 只使用了正确性融合策略的称为融

$$W_p^* = 1 / \left(\sigma_p^{*2} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^{*2}} \right) = 1 / \left(W_{bp}^2 \sigma_p^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{W_{bi}^2 \sigma_i^2} \right) \quad (p = 1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

此时对应的最小均方误差为

$$\sigma_{\min}^2 = 1 / \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{W_{bi}^2 \sigma_i^2} \right) \quad (12)$$

由上所述, 可以根据每一种数据的方差, 求出权值。再根据此权值, 即可搭建出基本的数据融合框架。由于此方案为满足数据正确性判断的方差最小方案, 是最稳定方案。此时的权值为

$$W_p = W_{bp} \times W_p^* \quad (p = 1, 2, \dots, n) \quad (13)$$

有了该权值之后, 图 6 的融合策略就有了一个量化的标准, 也就是当前位置 P 的值为

$$P(x, y) = \begin{cases} x = x_{NFC}, y = y_{NFC} & x_{NFC} \neq 0 \text{ 或 } y_{NFC} \neq 0 \\ x = \sum_{p=1}^n W_p x_p, y = \sum_{p=1}^n W_p y_p & x_{NFC} = 0 \text{ 且 } y_{NFC} = 0 \end{cases} \quad (14)$$

3 仿真实验

由于条件限制, 不能真实地取机器人实际运行中的测量数据, 因此用仿真实验的方式来模拟机器人在运行过程中的位置定位。机器人在室内, 有沿 x 轴前进和沿 y 轴前进两种运行模式。在此, 模拟机器人沿着 x 轴, 对其前进一段距离中的位置数据进行融合。

假设机器人前进的路径为从坐标原点(1, 1), 沿着 x 轴前进, 且每前进 1 cm 测一次融合数据。表 1 为机器人沿着 x 轴方向前进的真实路径。

合路径 2, 使用了两种融合策略的称为融合路径 3。以下将分别对数据有无错误值和误差大小不一的情况进行试验, 取其中两种情况加以分析。

3.1 当数据无错误值, 且误差较小时

当 3 种导航方式误差系数相同, 且都比较小时, 实验结果如下。

将误差系数设置为 0.1, 生成 3 种导航方式路径数据如表 2 所示, 运行结果如图 8 所示。

表 2 数据无误时模拟测量路径坐标

序号	导航方式 1		导航方式 2		导航方式 3	
	X	Y	X	Y	X	Y
1	0.9729	1.4384	1.0014	1.4538	1.0100	1.4620
2	2.0181	1.4814	2.0206	1.4568	2.0037	1.4586
3	3.0538	1.4535	3.0028	1.5304	3.0149	1.4905
4	4.0778	1.4998	4.0042	1.4201	4.0254	1.5508
5	4.9615	1.5946	5.0619	1.4525	5.0409	1.4954
6	5.9951	1.5540	6.0644	1.4635	6.0418	1.4845
7	6.9562	1.4597	6.9761	1.4868	6.9987	1.5027
8	8.0304	1.4541	8.0166	1.5216	7.9525	1.5502
9	8.9397	1.4880	9.0035	1.4969	9.0372	1.4299
10	9.9099	1.5305	10.0074	1.4201	10.0636	1.4921

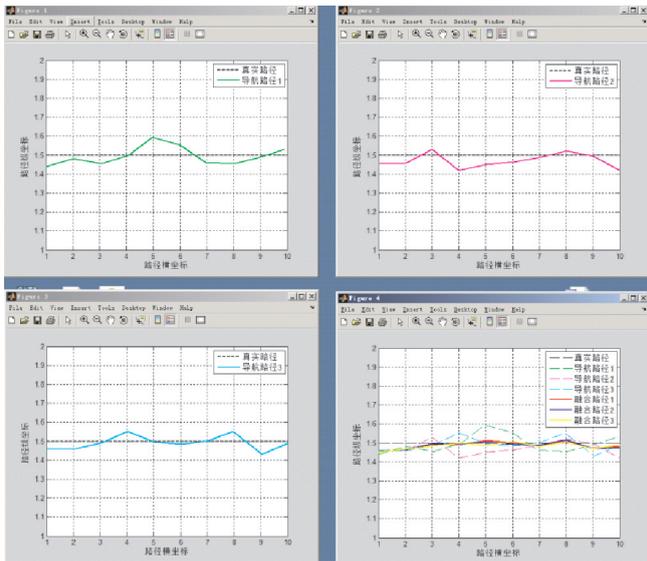


图 8 数据无误时生成所有路径

从整体上来看,3种融合算法得到的路径,比3种导航方式各自独立运行得到的路径都更贴近真实值,证明融合策略是有效的。3种融合算法的详细对比如图9所示。

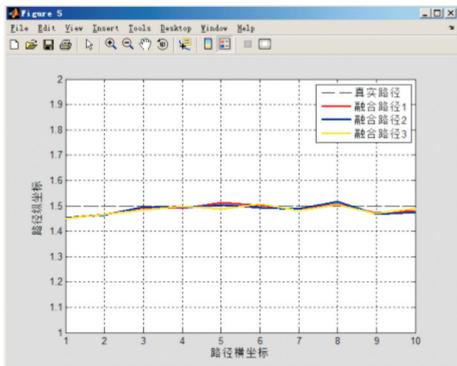


图 9 数据无误时模拟融合路径

由此,可以得出如下结论:

(1)融合路径3整体比路径1和路径2更平滑,更稳定。

(2)融合路径1最接近真实值的点是6,9;融合路径2最接近真实值的点是3,5,7;融合路径3最接近真实值的点是1,2,4,8,10,融合路径3更接近真实值的点最多,证明其整体误差较小。故在数据都正确时,正确性融合和稳定性融合相结合的效果更好。

3.2 当数据有错误值时

当3种导航方式误差系数相同,且都比较小,但是有错误值出现时,将误差系数均设为0.2。生成3种导航方式路径数据如表3所示,运行结果如图10所示。

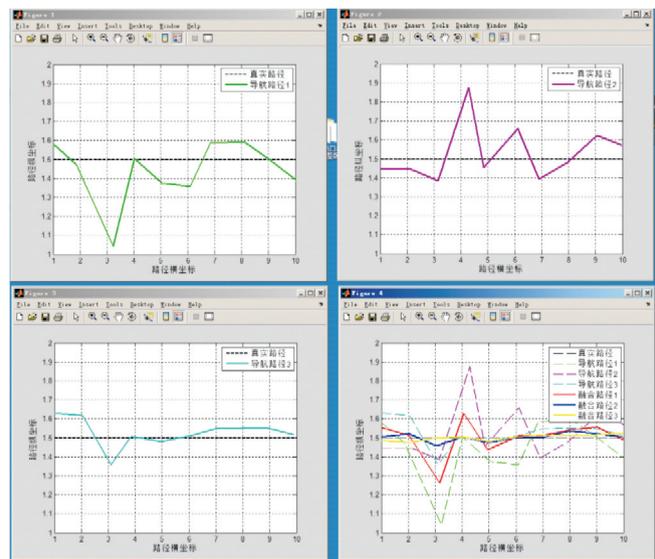


图 10 数据有误时生成所有路径

显然,导航1的3点出现了错误,导航2的4点出现错误。从整体上来看,在有错误数据的情况下,融合路径1与导航路径3的数据比起来,甚至更差了。说

明在有错误数据的情况下,如果不排除错误数据,单纯考虑系统稳定性的算法是不可行的。另外2种融合算法得到的路径,比3种导航算法独立运行得到的路径

都更贴近真实值,优势更加明显,说明这2种融合策略是有效的。3种融合算法的路径图与真实路径的详细对比如图11所示。

表3 数据有误时模拟测量路径坐标

序号	导航方式1		导航方式2		导航方式3	
	X	Y	X	Y	X	Y
1	0.8083	1.6028	0.9669	1.4448	0.8841	1.6322
2	1.8629	1.4719	2.1351	1.4471	2.0547	1.6183
3	3.2304	1.0422	3.1524	1.3852	3.0995	1.3572
4	4.0199	1.5033	4.2910	1.8771	3.8441	1.5075
5	5.0246	1.3765	4.8393	1.4550	4.9618	1.4802
6	6.1008	1.3573	6.1145	1.6599	6.0493	1.5104
7	6.8386	1.5865	6.8954	1.3943	6.9919	1.5495
8	8.0977	1.5907	7.9629	1.4814	7.9778	1.5513
9	9.0071	1.5004	9.0463	1.6230	8.9630	1.5510
10	10.0836	1.3834	9.9887	1.5716	9.9032	1.5167

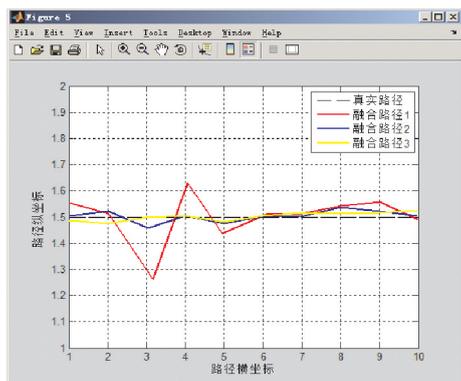


图11 数据有误时模拟融合路径

根据模拟结果,可以得出如下结论:

(1)融合路径3整体上比路径1和路径2更平滑,更稳定。

(2)此种场景下,融合路径1属于不能使用的一类融合算法。

(3)融合路径1最接近真实值的点:无;融合路径2最接近真实值的点是1,7,10;融合路径3最接近真实值的点是2,3,4,6,8,9,融合路径3更接近真实值的点最多,而且相对于其他两种融合算法,获得的结果已经有比较大的优势。证明在数据出现错误时,正确性融合和稳定性融合相结合的效果是最优策略。

4 结束语

通过实验验证了单目视觉定位结合传感器数据在室内多移动机器人定位导航中的应用。采用OpenMV视觉处理模块加MPU6050模块以及NFC标签,基于已有的3种定位导航方式,采用绝对定位和相对定位

结合的加权平均算法。在该导航系统中构造了一个基于正确性和稳定性的系统,经过数据融合,得到最终的融合路径。仿真实验结果分析表明,即使在数据出现错误的极端情况时,正确性融合和稳定性融合相结合也是最优策略。

参考文献:

- [1] 谭民,王硕. 机器人技术研究进展[J]. 自动化学报,2013,39(7):963-972.
- [2] 李群明,熊蓉,褚健. 室内自主移动机器人定位方法研究综述[J]. 机器人,2003,25(6):560-567.
- [3] Ohnishi N, Imiya A. Appearance-based navigation and homing for autonomous mobile robot[J]. Image and Vision Computing,2013,31(6-7):511-532.
- [4] Colle E, Galerne S. Mobile robot localization by multiangulation using seting inversion[J]. Robotics and Autonomous Systems,2013,61(1):39-48.
- [5] YANG Chouchang,SHAO Huairong. WiFi-based Indoor Positioning[J]. IEEE Communications Magazine:Articles,News,and Events of Interest to Communications Engineers,2015,53(3):150-157.
- [6] ZOU H,JIANG H,LU X,et al. An Online Sequential Extreme Learning Machine Approach to WiFi Based Indoor Positioning [C]. Internet of Thing [S. I.]:IEEE,2014:111-116.
- [7] TORTEKS P,XIU C. Indoor Positioning Based on WiFi Fingerprint Technique Using Fuzzy K-nearest Neighbor [C]. International Bhurban Conference

- on Applied Sciences and Technology. [S. I]: IEEE,2014;461-465.
- [8] NADEEM U, HASSAN N U, PASHA M A, et al. Highly Accurate 3D Wireless Indoor Positioning System Using White LED Lights [J]. Electronics Letters,2014,50(11):828-830.
- [9] YASIR M, HO S W, VELLAMBI B N. Indoor Positioning System Using Visible Light and Accelerometer [J]. Journal of Lightwave Technology,2014,32(19):3306-3316.
- [10] KOK M, HOL J D, SCHON T B. Indoor Positioning Using Ultrawideband and Inertial Measurements [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2015,64(4):1293-1303.
- [11] 陈国良,张言哲,汪云甲,等. WiFi-PDR 室内组合定位的无迹卡尔曼滤波算法 [J]. 测绘学报,2015,44(12):1314-1321.
- [12] 刘亚辉. 基于线性回归的蓝牙室内定位算法 [J]. 科技资讯,2018(3):1672-3791.
- [13] 梅峰. 基于 RGB-D 深度相机的室内场景重建 [J]. 中国图象图形学报,2015,10:1006-8961.
- [14] 高如新. 基于 ORB 算法的双目视觉定位 [J]. 电子测量技术,2017(4):32.
- [15] 朱永丰. 基于 ORB 算法的单目视觉定位算法研究 [J]. 计算机科学,2016,43(6A):198-202.
- [16] 梅妍玘,傅荣. 基于 openMV 的小车定位系统研究 [J]. 扬州职业大学学报,2017,21(4):46-48.
- [17] 王凡. 智能车辆中基于 GPS 和陀螺仪的导航与定位 [D]. 北京:北京工业大学,2013.
- [18] 谭云籍. 基于多传感器的图书馆辅助还书机器人设计与实现 [D]. 成都:成都信息工程大学,2018.

A Navigation Method based on System Stability and Correctness

WANG Yaoshan, ZHU Yi, LU Jun, Tan Yunji

(College of Software Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: Aiming at the problem of positioning and navigation of mobile robots without satellite positioning in indoor, multi-sensor combined with camera calibration is adopted, and two data fusion strategies based on system stability and correctness are proposed. Finally, through the simulation experiment, and introducing the error coefficient, the navigation path obtained under different error coefficients is compared. Finally, it is proved that the combination strategy of correctness and stability is optimal.

Keywords: robot; monocular vision; indoor positioning; multi-sensor; data fusion