视觉辅助行人航位推算 VPDR 总结

Tips:1 和 2 对 PDR 和视觉定位作了简要介绍,看融合可直接跳到 3.

1 行人航位推算 PDR

PDR 的核心算法包括:步态检测、步长估计和航向估计。 行人的位置可以由以下公式确定:

$$x_{k+1} = x_k + SL_K * \cos(\theta_k)$$

$$y_{k+1} = y_k + SL_K * \sin(\theta_k)$$

1.1 步态检测1

目的:是否成功检测到了步态事件。

方法:一般基于加速度计,测量的方法有峰值检测法、阈值函数和傅里叶变换。

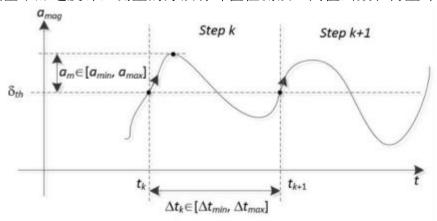


Figure 2. The change of amplitude of the acceleration in walking and identification of candidate steps

图2.加速度值呈现周期性震荡[11]

1.2 步长估计2

PDR 中步长不是常数,与行人的行走速度、频率等因素相关。步长与步频的 关系可由下式线性关系表达:

¹ 《VPDR: 视觉辅助行人航位推算方法研究》刘坤,2018.05

² 脚注 1

$$SL_k = \alpha \cdot freq + \beta = \alpha \cdot \frac{1}{t_k - t_{k-1}} + \beta$$

1.3 航向估计³

航向可以由 AHRS(Attitude and Heading Reference)系统确定,该系统包含了三轴加速度、陀螺仪、磁力计等系统。由三轴加速度和陀螺仪可以提供横滚角(roll)和俯仰角(pitch),再结合磁力计便可以得到航偏角(yow, heading).

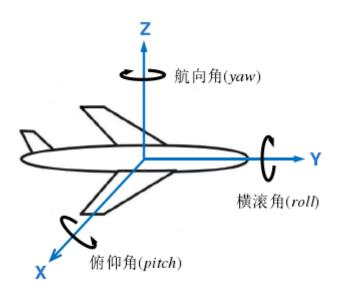
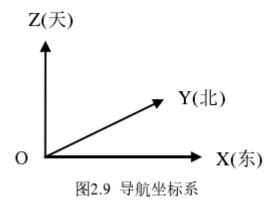


图2.11 姿态角示意图

1.3.1 加速度计算 pitch 和 roll

坐标转换:将 n 系下测得的加速度转换到 b 系下,这里 n 系到 b 系的转换顺序是先 Z 轴再 X 轴最后绕 Y 轴(图 2.9)。

³ 1.3 航向估计摘自硕士论文《基于 AHRS 的室内定位方法研究》,刘洪,2019.04



首先,重力加速度可以通过旋转矩阵 R_n^b 由 n 系投影到 b 系,如式(2-7)所示:

$$\begin{bmatrix} f_{bx} \\ f_{by} \\ f_{br} \end{bmatrix} = R_n^b \begin{bmatrix} f_{nx} \\ f_{ny} \\ f_{nr} \end{bmatrix}$$

$$(2-7)$$

其中, $\begin{bmatrix} f_{bx} & f_{by} & f_{bz} \end{bmatrix}^T$ 表示重力在 **b** 系上的投影, $\begin{bmatrix} f_{nx} & f_{ny} & f_{nz} \end{bmatrix}^T$ 表示重力在 **n** 系分量。

根据式(2-7)和当载体处于非加速运动状态时,导航坐标下的重力分量为: $G'' = [0 \ 0 \ g]^T$,其中G为重力加速度。

则有 b 系下的重力分量为:

$$G^{b} = R_{n}^{b}G^{n} = \begin{bmatrix} g \sin(roll)\cos(pitch) \\ -g \sin(pitch) \\ -g \cos(roll)\cos(pitch) \end{bmatrix}$$
(2-8)

式(2-8)可以得出 pitch 和 roll 的表达式:

$$pitch = \arcsin(\frac{-f_{by}}{\sqrt{f_{bx}^2 + f_{by}^2 + f_{bz}^2}})$$
 (2-9)

$$roll = \begin{cases} -\arctan(\frac{f_{bx}}{f_{bz}}) &, |f_{bz}| \ge 0.1g\\ \arcsin(\frac{f_{bx}}{\sqrt{f_{bx}^2 + f_{by}^2 + f_{bz}^2}\cos(pitch)}) &, |f_{bz}| < 0.1g \end{cases}$$
 (2-10)

公式(2-9)、(2-10)中解算的 pitch、 $roll \in [-\pi/2, \pi/2]$ 。在 roll 的表达式中,之所以

1.3.2 磁力计数据计算 yaw

利用磁力计计算航向角,假设地球磁场在 b 系中的投影是 H,其在 x,y,z 轴的投影分别为 H_x , H_y 和 H_z 。地球磁场在 n 系中的投影是 M,其 x,y,z 轴的分量分别为 M_x , M_y 和 M_z ,则它们之间的关系如式(2-11)所示:

$$\begin{bmatrix} Hx \\ Hy \\ Hz \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(roll) & 0 & \sin(roll) \\ \sin(roll)\sin(pitch) & \cos(pitch) & -\cos(roll)\sin(pitch) \\ -\sin(roll)\cos(pitch) & \sin(pitch) & \cos(roll)\cos(pitch) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Mx \\ My \\ Mz \end{bmatrix}$$
 (2-11)

由公式(2-12)可以得到航向角 yaw 为:

$$yaw = \begin{cases} \arctan(\frac{Hx}{Hy}) & , Hx > 0 \text{ and } Hy > 0 \\ \frac{\pi}{2} & , Hx > 0 \text{ and } Hy = 0 \\ \pi + \arctan(\frac{Hx}{Hy}) & , Hx > 0 \text{ and } Hy < 0 \\ \pi + \arctan(\frac{Hx}{Hy}) & , Hx < 0 \text{ and } Hy < 0 \end{cases}$$

$$\frac{3\pi}{2} & , Hx < 0 \text{ and } Hy = 0 \\ 2\pi + \arctan(\frac{Hx}{Hy}) & , Hx < 0 \text{ and } Hy > 0 \end{cases}$$

若直接对上式进行编程,可能会出现 90° 和 270° 交替出现的奇异现象,解释原因是在表达式(2-12)中,当 H_x =0, H_y 在 0 附近波动,即 H_y 时正时负,yaw 就会相应地交替出现 90° 和 270° ,显然这是不合理的。为此,可以进一步归并为下式(2-13),可以消除上述奇异现象,使 yaw 在 $0~2\pi$ 之间连续变化。

$$yaw = \begin{cases} \arctan(\frac{Hx}{Hy}) & , Hx \ge 0 \text{ and } Hy > 0 \\ \frac{\pi}{2} + \arctan(\frac{|Hy|}{Hx}) & , Hx > 0 \text{ and } Hy \le 0 \\ \pi + \arctan(\frac{Hx}{Hy}) & , Hx \le 0 \text{ and } Hy < 0 \\ \frac{3\pi}{2} + \arctan(\frac{Hy}{|Hx|}) & , Hx < 0 \text{ and } Hy \ge 0 \end{cases}$$

$$(2-13)$$

其中 $yaw \in [0, 2\pi]$, 至此可以获得初始姿态角pitch, roll 和yaw。

2 视觉定位

2.1 从消失点恢复航向角

探测到消失点坐标后可由以下方法求解。

2.1.1 Laura 的方法

航向角 θ 和俯仰角 ϕ 可计算为:

$$\theta = \arcsin\left(\frac{x - u}{f_x}\right)$$
$$\varphi = \arcsin\left(\frac{y - v}{f_y \cos \theta}\right)$$

x, y 分别是主方向消失点在图像平面上的坐标(单位是像素), u, v 是相机 x 轴和 y 轴的几何光心坐标。此方法获得的航向角和俯仰角为相对角度。若需获得绝对 航向角, 还需坐标系对齐和标定。

2.1.2 三轴消失点的方法

α、β、γ分别为俯仰角 pitch、横滚角 roll、航向角 yaw.

$$\begin{split} V_{d_1} &= \begin{bmatrix} \cos(\alpha)\cos(\beta) \\ \sin(\alpha)\cos(\beta) \\ -\sin(\beta) \end{bmatrix} \\ V_{d_2} &= \begin{bmatrix} \cos(\alpha)\sin(\beta)\sin(\gamma) - \sin(\alpha)\cos(\gamma) \\ \cos(\alpha)\sin(\beta)\sin(\gamma) + \cos(\alpha)\cos(\gamma) \\ \cos(\beta)\sin(\gamma) \end{bmatrix} \\ V_{d_3} &= \begin{bmatrix} \cos(\alpha)\sin(\beta)\cos(\gamma) + \sin(\alpha)\sin(\gamma) \\ \sin(\alpha)\sin(\beta)\cos(\gamma) - \cos(\alpha)\sin(\gamma) \\ \cos(\beta)\cos(\gamma) \end{bmatrix} \end{split}$$

2.2 视觉里程计

视觉里程计的基本原理:特征点检测——特征点追踪——RANSAC 解算相邻两帧特征点间的旋转矩阵 R 和位移 T,存在的问题是没有精确的尺度。

论文⁴中在以上视觉里程计的基础上添加了一个步骤:相机标定,使用棋盘 法标定相机获取相机内参的同时,从棋盘坐标系到相机坐标系的转换中得到相机

⁴ Fusion of visual odometer and inertial navigation system on a smartphone.2015

高度,从而恢复真实的尺度。

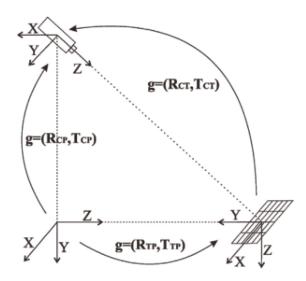


Fig. 1. Transformations between ground C.S., chessboard C.S. and camera C.S.

此图展示了棋盘坐标系到相机坐标系,相机坐标系和地面坐标系的关系。相机坐标系之间的旋转设为 0,因此两者之间的位移 Tcp 可以从棋盘坐标系到相机坐标系的转换过程中获取,Tcp 就是相机到地面的高度。

3 V-PDR 拓展卡尔曼滤波融合

3.1 角度融合

3.1.1 帧航向角变化率更新 PDR5

论文认为相机恢复的航向角误差比传感器积分得到的误差小得多,因此使用两帧之间航向角的变化率来更新 PDR 的航向角。

⁵ 该部分摘自《VPDR: 视觉辅助行人航位推算方法研究》刘坤,2018.05

 $用θ (度) 表示航向角, \dot{θ} (度/秒) 表示航向的变$

化率。则有如下的状态转移方程(9)和观测方程(10):

$$\begin{bmatrix} \dot{\theta}_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \Delta t & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_{k-1} \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} + \omega_k \tag{9}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\theta}_{k}^{v} \\ \theta_{k}^{m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_{k} \\ \theta_{k} \end{bmatrix} + v_{k}$$
 (10)

其中, Δt 为相邻两个采样点之间的时间间隔。 $\dot{\theta}_k^v$ 表示从视觉陀螺得到的航向角的变化率, θ_k^m 表示PDR系统本身提供的航向。 ω_k , ν_k 分别为系统过程噪声和观测噪声,均服从高斯分布。则行人位置可以有如下更新方程:

$$x_{k+1} = x_k + SL_K * \cos(\theta_k) + \omega_1$$

$$y_{k+1} = y_k + SL_K * \sin(\theta_k) + \omega_2$$

$$\dot{\theta}_{k+1} = \dot{\theta}_k + \omega_3$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \dot{\theta}_k * \Delta_k + \omega_4$$
(11)

3.1.2 PDR 角速率更新帧航向角⁶

将图片估计的航向角 γ 作为输入,陀螺仪获取的角速率 w 作为航向角变化率,用以计算下一时刻的航向角:

$$\gamma^{(t+1)} = \gamma^{(t)} + (\omega_{\gamma}^{(t)} - \text{bias}^{(t)})dt$$

将上一步骤中预测的航向角与图片估计航向角的差值作为卡尔曼滤波的误差项 参数:

$$error^{(t+1)} = \gamma^{(t+1)} - \gamma^{(t+1)}_{video}$$

第一个角度值是图片计算的航向角,后续航向角都是以陀螺仪角速率为参数由卡尔曼滤波获得。

3.2 步长融合+角度融合7

3.2.1 步长融合

1) 步态识别和步长公式

⁶ 该方法摘自《First-Person Indoor Navigation via Vision-Inertial Data Fusion》,2018.04

⁷ 方法来自《Fusion of visual odometer and inertial navigation system on a smartphone》.2015

当监测的加速度最大最小值之差大于阈值时,认为探测到前进的一步,公式如下:

$$|a_{\max} - a_{\min}| > \text{threshold}$$

步长公式采用:

$$L = K\sqrt[4]{a_{\text{max}} - a_{\text{min}}}$$

其中K是常量。

2) 视觉指导步长

论文使用了 2.2 节的视觉里程计,利用前 6 帧之间得到的 5 个位移 L 来计算常量 K,得到 5 组 K 值,最终 K 取平均。后续步长计算中 K 就用此方法得到的值。行进过程中也可以不定时更新 K,计算公式如下:

$$K = \frac{L}{\sqrt[4]{a_{\text{max}} - a_{\text{min}}}}$$

$$L_k = \sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 (y_k - y_{k-1})^2}.$$

 (x_k,y_k) and (x_{k-1},y_{k-1}) 是视觉里程计计算得到 k 时刻和 k-1 时刻的位置,Lk 则是里程计得到的 k 时刻和 k-1 时刻之间的距离。

3.2.2 角度融合

同样在本论文中,作者除了用视觉里程计来纠正步长外,也使用了松耦合拓展卡尔曼滤波来计算航向角度。

测量方程为:

$$\begin{bmatrix} \theta_k \\ x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_{k-1} + & \Delta \theta_k \\ x_{k-1} + & l_k \cos \theta_k \\ y_{k-1} + & l_k \sin \theta_k \end{bmatrix}.$$

第 1 行为航向角的变化公式,2、3 行分别为 x 和 y 方向的轨迹。其中 1k 为 3.2.1 中提到的步长。

状态方程为:

$$\hat{x}_k^- = \hat{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} \Delta \theta_k \\ l_k \cos \hat{x}_{1_{k-1}} \\ l_k \sin \hat{x}_{1_{k-1}} \end{bmatrix}.$$

The elements of the state vector x_k are as follows: x_1 = heading, x_2 = x_3 = x_3 = x_3 coordinate. Filtering or fusion with an

其中,初始状态由视觉里程计决定,第1行的航向角变化由 PDR 的角度与前一时刻的角度估计之差确定。

4 总结

视觉与 PDR 的角度融合方式如下:

- 1. PDR 航向角作初值,图像帧之间的角度变化率指导纠正 PDR 的航向角。 PDR 航向角作 EKF 的观测值。(3.1.1)
- 2. 图像的航向角作初值,PDR 的角速率用作更新航向角。图片航向角作 EKF 的观测值。(3.1.2)
- 3. 图像的航向角作初值,PDR 航向角与前一时刻角度差作为角度变化率,PDR 航向角作 EKF 的观测值。(3.2.2)

视觉指导 PDR 步长:

1. 由视觉里程计的步长确定 PDR 步长公式里的参数:步长与加速度峰值、频率和人的姿态有关,将步长表示为加速度峰值的线性函数,用一个常数 K 来表示频率和姿态。视觉里程计得到的步长带入步长公式,由求得的常数平均值确定 K。