

基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位方法

宦若虹 陈月

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘要 现有以航位推算为基础的室内定位算法存在累积误差大、定位精度较低等缺点,为此提出一种基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位方法。该方法利用已知的室内地图信息在定位过程中控制粒子的生灭,在重采样过程中根据粒子的退化情况对补偿粒子的位置进行自适应调整,从而修正目标位置。实验结果表明,该定位方法克服了航位推算算法的累积误差问题,有效提高了定位精度。

关键词 室内定位,航位推算,粒子滤波,地图信息

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Indoor Localization Based on Map Information and Particle Filter with Position Adaptive Correction

HUAN Ruo-hong CHEN Yue

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract As the existing indoor localization algorithm based on dead reckoning has the disadvantages of high cumulative error and low localization accuracy, an indoor localization approach based on map information and particle filter with position adaptive correction was proposed in this paper. The approach uses the known map information to control the birth and death of the particles during the localization process, and adaptively adjusts the positions of the compensating particles in the resampling stage according to the situation of particle degeneracy, thereby correcting the object position. The experimental results show that the proposed approach overcomes the shortcoming of cumulative error of dead reckoning algorithm and improves the localization accuracy.

Keywords Indoor localization, Dead reckoning, Particle filter, Map information

1 引言

随着智慧城市、移动互联网、智能移动设备等技术的发展,这些领域的共性技术——基于位置的服务(Location-based Services, LBS)技术已经渗透到生活的多个方面,在多个领域发挥着重要的作用,如室内导航服务、基于位置的广告推送服务、超市等大型场所的自动导游指引服务等。人们对室内定位的需求日益增加,如何通过有效的技术手段来实现室内的精确定位已经成为亟待解决的问题。

航位推算(Dead Reckoning, DR)^[1-5]是近年来室内定位领域的研究热点,它是通过采集高精度传感器数据,以计步检测和航向估计为基础,从已知起始位置进行航位推算的目标定位技术,可以通过步数检测、步长和行进方向优化实现定位精度的优化。文献[6]考虑到步长估计的精度受不同行人和运动模式的影响,提出一种基于运动模式分类的自适应步长估计算法;实验显示,在多种运动模式下,该算法的平均误差低至0.55m。文献[7]根据磁力计和陀螺仪数据之间的相关性,分别使用磁力计和陀螺仪数据计算出航向,并结合上一步得到的航向,选择其中最可靠的航向,在航向优化上取得了不错的效果;在目标航向不断发生变化的实验中,所提算法的航向误差在整个实验周期中始终小于5°。文献[8]提出一个运动估计器的概念,给加速度传感器和陀螺仪传感器数据赋予加

权因子,通过运动估计器检测出手机的旋转状态来改变加权因子,计算出了更精确的步数和方向估计,将平均误差降低到了2m以内。尽管上述方法都取得了较好的室内定位效果,但是DR的定位误差会随着时间而累积,在使用一定时间后,DR会出现误差逐步增大、定位精度逐步下降的问题。因此,许多研究者通过融合航位推算和其他定位技术来提高定位精度。文献[9]利用航位推算和WIFI模块,通过构建基于WIFI信息的位置指纹库,利用粒子滤波对航位推算和指纹匹配得到的定位结果进行滤波融合得到了更佳的估计位置,提高了定位精度及鲁棒性。文献[10]考虑到大部分灯在室内都有固定位置,通过从光照传感器获得的信息来校准由航位推算算法估算的目标位置。文献[11]介绍了一种基于惯性和磁性传感器的室内定位方法,该定位方法通过改进的航位推算算法和容错磁性地图匹配算法来实现,只要用户静止,磁性校准组件就通过磁性地图匹配来更新用户位置,消除累积误差。这些利用外部传感器来校准定位位置的方法得到的定位精度较单独的航位推算算法有了显著提高,但是其容易受到传感器数据的精度、室内多变环境的影响,因此这些方法的鲁棒性不足,难以实现稳定的定位效果。

本文提出一种基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位方法。考虑到室内场所一般都有固定且精确的地图信息,而且目标的移动受到建筑物的墙壁等障碍物的约束,

本文受国家自然科学基金项目(61302129)资助。

宦若虹(1979—),女,博士,副教授,CCF会员,主要研究方向为视频图像处理;陈月(1991—),男,硕士,主要研究方向为模式识别, E-mail: 837969469@qq.com。

可以将地图信息应用于室内定位中,利用已知的室内地图信息来提高定位精度。粒子滤波(Particle Filter, PF)是一种基于粒子仿真的概率估计算法,其核心思想是通过计算一组随机样本的蒙特卡洛估计来表征待估计的后验概率分布^[12-14]。粒子实际就是对状态空间中未知或者隐藏状态的采样。在定位算法中,一个粒子就表征目标的一个可能的位置,当粒子数量足够多时,粒子以极大的概率出现在目标的正确位置上。文中利用粒子滤波算法进行目标定位,在粒子滤波算法的重采样过程中对补偿粒子的位置根据粒子退化情况进行自适应调整,修正目标位置,减小位置更新过程中的误差,从而有效降低了航位推算算法的累积误差,提高了定位精度。

2 航位推算算法

航位推算算法采用智能移动设备的内置传感器(包括三轴陀螺仪、三轴加速度计和三轴磁力计)采集目标行进数据,基于已知的初始位置,利用加速度计的数据特征估计步长,联合航向信息推算目标的位置,从而实现定位。该算法主要包括4个核心步骤:步数检测、步长估计、航向确定和位置计算。航位推算算法如图1所示,其中, P_0, P_{k-1}, P_k 和 P_N 分别是初始时刻、 $k-1$ 时刻、 k 时刻、 N 时刻目标的位置, L_k 和 φ_k 分别是第 k 时刻的步长和航向。算法根据传感器数据计算出步数、步长、航向,通过式(1)推算目标下一时刻的位置。

$$\begin{bmatrix} X_k \\ Y_k \\ \varphi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{k-1} + L_k \cdot \cos(\varphi_k) \\ Y_{k-1} + L_k \cdot \sin(\varphi_k) \\ \varphi_{k-1} + \delta\varphi_k \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, L_k 和 φ_k 分别是第 k 时刻的步长和航向, $\delta\varphi_k$ 是第 $k-1$ 时刻到第 k 时刻的航向变化, (X_k, Y_k) 是第 k 时刻的目标位置坐标。

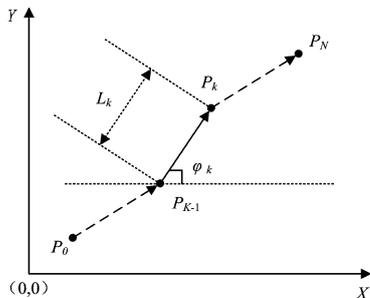


图1 航位推算算法示意图

3 基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位方法

基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位(Indoor Localization based on Map Information and Particle Filter with Position Adaptive Correction)方法利用智能移动设备的内置加速度传感器和方向传感器采集室内环境下目标的行进数据,利用航位推算算法估计目标的位置,通过粒子滤波算法将目标的运动信息和室内地图信息进行融合,根据地图信息自适应调整目标位置,从而提高定位精度。在粒子滤波中,粒子实际上是对状态空间中未知或者隐藏状态的采样,即每个粒子表示目标可能运动到的位置信息,当粒子数目足够大时,粒子将覆盖目标的正确位置信息。方法流程如图2所示,主要包含粒子初始化、粒子传播、粒子更新、目标位置确

定、粒子重采样和位置自适应修正5个步骤。

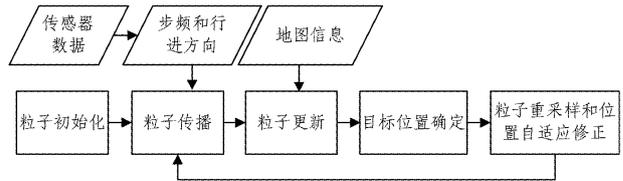


图2 基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位方法的流程图

3.1 粒子初始化

初始化粒子为 $\{S_0^i\}_{i=1}^N$, 指定粒子携带的状态信息为 $S_0^i = (x_0^i, y_0^i, w_0^i)$, 其中 S_0^i 是在初始时刻 t_0 第 i 个粒子的状态向量, x_0^i, y_0^i 和 w_0^i 分别是时刻 t_0 第 i 个粒子的横坐标、纵坐标和粒子权重, N 是初始粒子数, (x_0^i, y_0^i) 由目标初始位置加上粒子随机偏移量而得到, 偏移量服从 $N(\mu, \sigma^2)$ 的高斯分布。

3.2 粒子传播

每个粒子根据航位推算公式(即通过步数和步长的乘积)来获得目标的相对位移, 根据式(2), 由 $k-1$ 时刻的粒子状态向量 S_{k-1} 计算出粒子在 k 时刻的状态向量。

$$\begin{cases} x_k^i = x_{k-1}^i + L_{k-1} \cdot \cos(\theta_{k-1}^i) \\ y_k^i = y_{k-1}^i + L_{k-1} \cdot \sin(\theta_{k-1}^i) \end{cases} \quad (2)$$

其中, (x_k^i, y_k^i) 是 k 时刻第 i 个粒子的坐标, (x_{k-1}^i, y_{k-1}^i) 是 $k-1$ 时刻第 i 个粒子的坐标; θ_{k-1}^i 是 $k-1$ 时刻第 i 个粒子的航向; L_{k-1} 是 $k-1$ 时刻目标的行进步长。步长并不是一个常量, 而是随着目标行走的速度、步频等因素变化, 本文采用式(3)作为步长估计模型, 其中 α, β 是步长模型参数。在离线阶段采集多组目标步频和步长数据, 通过线性回归求解 α, β 参数数值, α, β 参数对于每一目标是常量, 但不同目标的 α, β 参数数值不同, 本文取 $\alpha=0.22, \beta=0.276$; $freq_k$ 是 k 时刻的目标步频, 根据目标行进过程中采集到的加速度传感器数据, 通过波峰检测算法计算得到。

$$L_k = \alpha \cdot freq_k + \beta \quad (3)$$

3.3 粒子更新

本文利用地图中的墙壁等障碍物信息更新粒子权重, 限制粒子的生存范围, 因此粒子权重只有0和1两种情况: 没有遇到障碍物的粒子存活, 权重为1; 与地图中障碍物存在相交的粒子灭亡, 权重为0。当粒子与地图中的墙壁等障碍物相交时, 粒子就会出现灭亡现象, 如图3中的黑色粒子。当目标行进方向因为误差而向某一方向发生偏转时(如图3中虚线箭头方向), 粒子就会在偏转方向上出现更多灭亡, 如图3中 θ_k^{bias} 灭亡粒子更多的是在墙壁下方。

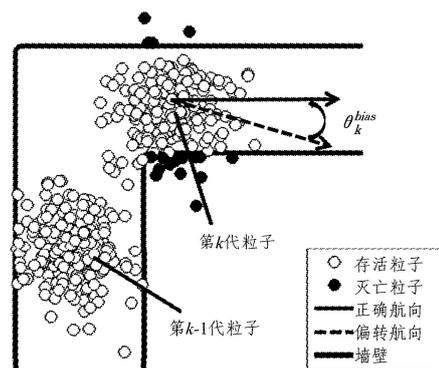


图3 粒子滤波过程中粒子灭亡示意图

因为每个粒子都携带一个服从 $N(\mu, \sigma^2)$ 高斯分布的偏移量,所以粒子在更新后和更新前的平均偏移量之差表示航向发生偏转的大小和方向,可以用来修正航向误差,图 3 中 θ_k^{bias} 表示的就是 k 时刻的航向偏差。

3.4 目标位置的确定

根据式(4),通过存活粒子所在位置的加权和来确定目标在 k 时刻的最终位置,其中 (X_k, Y_k) 是 k 时刻目标由粒子滤波算法估算出的最终位置的坐标, (x_k^i, y_k^i) 是 k 时刻第 i 个粒子的坐标, w_k^i 是 k 时刻第 i 个粒子的权重。

$$\begin{cases} X_k = \sum_{i=1}^N x_k^i \cdot w_k^i \\ Y_k = \sum_{i=1}^N y_k^i \cdot w_k^i \end{cases} \quad (4)$$

3.5 粒子重采样和位置自适应修正

随着滤波时间的增加,粒子的灭亡会导致出现粒子退化现象,故需要对其进行重采样,增加对精确定位可靠的粒子数。本文采用随机采样方法,设从粒子更新中得到的存活粒子数为 N_s ,从存活下来的粒子中随机选取 $N - N_s$ 个粒子用于补偿损失的粒子。

在对粒子补偿的过程中,通过式(5)对补偿粒子的生成位置做自适应调整:

$$\begin{cases} x_k^i = x_k^i + \mu_k \cdot (\theta_k^{bias})_x + (\epsilon\theta_k^i)_x \\ y_k^i = y_k^i + \mu_k \cdot (\theta_k^{bias})_y + (\epsilon\theta_k^i)_y \end{cases} \quad (5)$$

其中, (x_k^i, y_k^i) 是在 k 时刻随机抽取的存活粒子的位置坐标, (x_k^i, y_k^i) 是在 k 时刻补偿粒子的位置坐标; $\theta_k^{bias} = ((\theta_k^{bias})_x, (\theta_k^{bias})_y)$ 是 k 时刻的航向偏差,由式(6)计算得到; $\epsilon\theta_k^i = ((\epsilon\theta_k^i)_x, (\epsilon\theta_k^i)_y)$ 是 k 时刻重采样粒子 i 的位置偏移量,服从 $N(\mu, \sigma^2)$ 的高斯分布; $\theta_k^{avg-s} = ((\theta_k^{avg-s})_x, (\theta_k^{avg-s})_y)$ 是 k 时刻存活粒子的位置距离目标位置的平均偏移量, $\theta_{k-1}^{avg-r} = ((\theta_{k-1}^{avg-r})_x, (\theta_{k-1}^{avg-r})_y)$ 是 $k-1$ 时刻重采样后粒子位置距离目标位置的平均偏移量。

$$\theta_k^{bias} = \theta_k^{avg-s} - \theta_{k-1}^{avg-r} \quad (6)$$

$$(\theta_k^{avg-s})_x = \frac{1}{N_s} \cdot \sum_{i=1}^{N_s} x_k^i - X_k \quad (7)$$

$$(\theta_k^{avg-s})_y = \frac{1}{N_s} \cdot \sum_{i=1}^{N_s} y_k^i - Y_k \quad (8)$$

$$(\theta_{k-1}^{avg-r})_x = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N x_{k-1}^i - X_{k-1} \quad (9)$$

$$(\theta_{k-1}^{avg-r})_y = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N y_{k-1}^i - Y_{k-1} \quad (10)$$

其中, μ_k 是 k 时刻的位置修正增益参数,因为在不同时刻、不同路线下对重采样粒子进行位置调整的大小不同,所以在设定初始位置修正增益参数 μ_0 后,在不同时刻根据实际情况自适应调整参数 μ_k 以达到最优修正。式(11)是参数自适应调整公式,其中 $\|\theta_k^{bias}\| = \sqrt{(\theta_k^{bias})_x^2 + (\theta_k^{bias})_y^2}$ 。

$$\mu_k = \left(\frac{\|\theta_k^{bias}\| - \|\theta_{k-1}^{bias}\|}{\sigma} + 1 \right) \cdot \mu_{k-1} \quad (11)$$

粒子位置自适应调整结果如图 4 所示。由图 4 可见,此时航向偏向左边,如虚线箭头所示, θ_k^{bias} 为此时刻的航向偏差,因此灭亡粒子大多出现在左侧墙壁外侧。因此,对于随机选择的补偿粒子(用“*”表示),根据上述公式自适应调整其位置,得到最终的补偿粒子(用“▲”表示)。可以看出,补偿粒子的位置比随机选择粒子在整体上更靠近右侧,从而修正了目标航向。

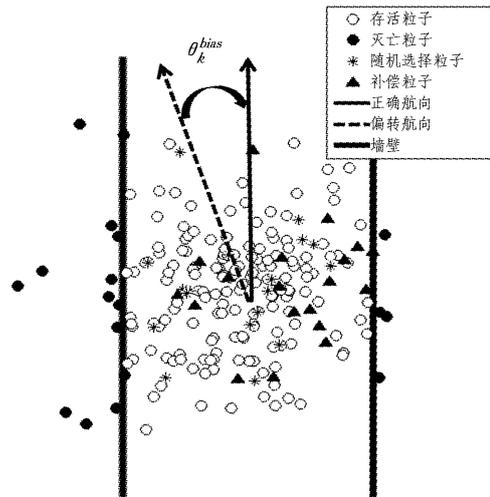
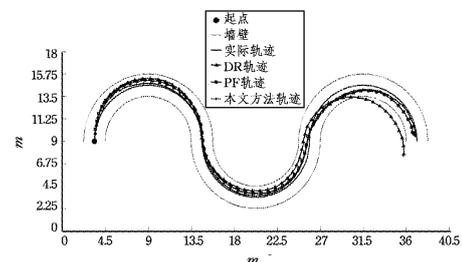


图 4 粒子重采样和位置自适应调整示意图

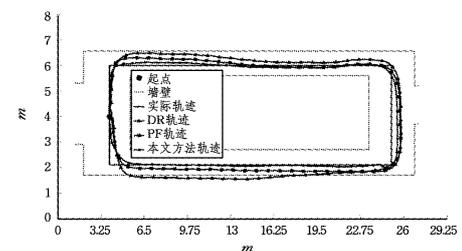
4 实验结果与分析

为了评估所提出的基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位方法的性能,选择两块场对提出的定位方法的定位精度进行多次测量。一块是长约 53m、路面宽约 2.5m 的室内曲线形路线;另一块是长约 66m、路面宽约 2m 的室内长方形路线。在安卓手机平台上进行实验,在目标行进过程中,实时采集加速度传感器数据和方向传感器数据。加速度传感器数据处理包括采用波峰检测算法检测出目标行进步数,同时计算出实时的步频,用于计算航位推算算法中的行进距离;方向传感器数据用于估计目标行进方向。实验中,取粒子数 $N=500$,初始权重 $w_0=1$,初始位置修正增益参数 $u_0=50$ 。

图 5 是在两块测试场地使用航位推算(DR)方法、粒子滤波(PF)方法和本文基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位方法的室内定位效果比较图。其中图 5(a)是曲线形路线的定位效果比较图,图 5(b)是长方形路线的定位效果比较图。



(a) 曲线形路线的定位效果比较

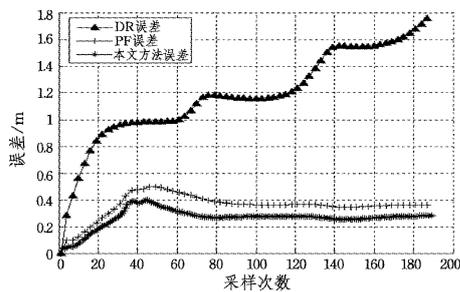


(b) 长方形路线的定位效果比较

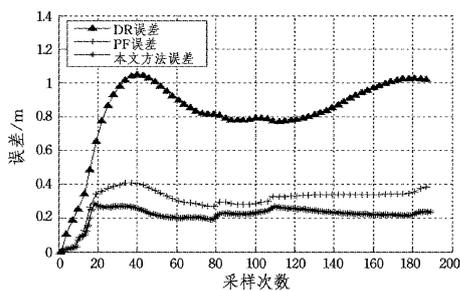
图 5 本文方法和其他方法的室内定位效果比较图

由图5可见,由于DR方法的定位误差会随着时间而累积,目标的移动轨迹随着时间的推移出现了较大的偏差;PF方法使用带权重的离散随机粒子的测量来估计目标位置,有效提高了定位精度;本文方法在PF方法的基础上进行了改进,在粒子重采样过程中,通过对补偿粒子位置进行自适应调整,有效增加了表征目标精确位置的概率更大的粒子数,从而降低了定位误差,得到了更高的定位精度。

图6为使用航位推算(DR)方法、粒子滤波(PF)方法和本文基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位方法在不同采样时刻的定位误差比较图。其中图6(a)是曲线形路线的误差图,图6(b)是长方形路线的误差图。由图6可见,随着时间的推移,DR方法的平均误差不断累积增加(曲线形路线)或者变化多样(长方形路线),但都没有收敛趋势;而PF方法和本文方法的平均误差在整体上明显比DR方法的误差小得多,有明显的收敛趋势,即使在局部增大到某程度,也会在后期渐渐收敛到一个较低的水平,且本文方法在各个采样时刻的误差比PF方法的误差更小,具有更优的定位效果。表1列出了3种方法在整个实验周期的平均误差比较。由表1可见,无论是曲线形路线还是长方形路线,航位推算方法的误差都较大(1m以上),PF方法的误差明显减小(略超过0.3m),而本文方法进一步降低了定位误差(仅略超过0.2m)。因此,本文方法较其他方法有效提高了定位精度。



(a)曲线形路线的误差比较



(b)长方形路线的误差比较

图6 本文方法和其他方法的定位误差比较图

表1 本文方法和其他方法的平均定位误差比较/m

路线	DR 平均误差	PF 平均误差	本文方法平均误差
曲线形路线	1.7926	0.3613	0.2645
长方形路线	1.0169	0.3853	0.2173

图7为在两种路线下多次使用本文方法和传统粒子滤波(PF)方法得到的平均累积耗时比较图,横坐标表示定位次数,纵坐标表示在该定位次数下的累积耗时。从图7中可以看出,定位次数较少时,即在定位开始阶段,本文方法的累积耗时与传统粒子滤波方法的累积耗时十分接近,随着定位次

数的增加,本文方法的累积耗时不断增加,逐渐高于传统粒子滤波方法的累积耗时,但是增加量不大,在3500次定位次数下(约等于一个成年人花费20min行走2000m需要定位的次数),本文方法累积耗时2.948s,平均每次定位耗时0.842ms,传统粒子滤波方法累积耗时2.815s,平均每次定位耗时0.804ms,增加量仅为4.7%。这是因为本文使用二进制权重,粒子的权重只有0和1两种情况,这与传统粒子滤波方法相比,在粒子更新过程中无需重新计算粒子权重,取而代之的是根据地图信息控制粒子的生灭;本文方法将每个墙壁抽象成一条线段,当粒子从 (x_{k-1}, y_{k-1}) 运动到 (x_k, y_k) 时,通过判断这段轨迹与地图中墙壁线段相交情况来确定粒子的生灭,在计算复杂性方面并没有提升太多,因此本文方法具有较好的实时性能。

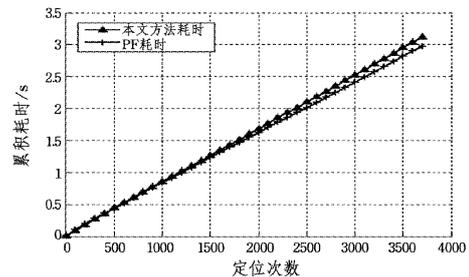


图7 本文方法和PF方法的耗时比较图

结束语 针对航位推算室内定位算法存在的不足,本文设计并实现了一种基于地图信息和位置自适应修正的粒子滤波室内定位方法。该算法利用室内地图信息对粒子进行生灭的控制,在粒子重采样过程中根据粒子的退化情况自适应地调整重采样粒子的生成位置,从而对目标航向进行修正,有效提高了定位精度。

参考文献

- [1] PANYOV A A, GOLOVAN A A, SMIRNOV A S. Indoor positioning using Wi-Fi fingerprinting pedestrian dead reckoning and aided INS[C]//International Symposium on Inertial Sensors and Systems. IEEE, 2014: 1-2.
- [2] KOUROGI M, KURATA T. A method of pedestrian dead reckoning for smartphones using frequency domain analysis on patterns of acceleration and angular velocity[C]//Position, Location and Navigation Symposium-PLANS 2014. IEEE, 2014: 164-168.
- [3] TIAN Q, SALCIC Z, KEVIN I, et al. A Multi-Mode Dead Reckoning System for Pedestrian Tracking Using Smartphones[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(7): 2079-2093.
- [4] PAI D, SASI I, MANTRIPRAGADA P S, et al. Padati: A robust pedestrian dead reckoning system on smartphones[C]//International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications. IEEE, 2012: 2000-2007.
- [5] 杨增瑞,段其昌,毛明轩,等.基于磁场指纹辅助的手机室内定位系统[J].传感技术学报,2016,29(9):1441-1448.
- [6] QIAN J, MA J, YING R, et al. An Improved Indoor Localization Method Using Smartphone Inertial Sensors[C]//International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2013: 1-7.

- [7] KANG W, HAN Y. SmartPDR: Smartphone-based pedestrian dead reckoning for indoor localization[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(5): 2906-2916.
- [8] PARK M C, CHIRAKKAL V V, HAN D S. Robust pedestrian dead reckoning for indoor positioning using smartphone[C]// International Conference on Consumer Electronics (ICCE). IEEE, 2015; 80-81.
- [9] 赵逢达, 闫亭亭, 孔令富. 一种基于粒子滤波的智能移动终端室内行人定位算法[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(8): 1842-1847.
- [10] MURAKAMI Y, OHTSUKI T. Localization calibration using illuminance sensor for pedestrian dead reckoning with smartphones[C]// 2014 IEEE 25th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communication (PIMRC). IEEE, 2014; 2034-2039.
- [11] HUANG C, HE S, JIANG Z, et al. Indoor positioning system based on improved PDR and magnetic calibration using smartphone[C]// IEEE International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communication. IEEE, 2014; 2099-2103.
- [12] QIU J W, TSENG Y C. M2M Encountering: Collaborative Localization via Instant Inter-Particle Filter Data Fusion[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(14): 5715-5724.
- [13] AKIYAMA T, OHASHI H, SATO A, et al. Pedestrian Dead Reckoning using adaptive particle filter to human moving mode [C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2013; 1-7.
- [14] 李红春, 赵晓光, 谭民. 无线传感器网络中基于粒子滤波的人员跟踪方法[J]. 传感技术学报, 2012, 25(6): 807-814.

(上接第 262 页)

3.4 数据分析

本文对采集的所有数据进行了平均误差分析, 在不同颜色空间情况下的误差分析结果如图 7 所示。

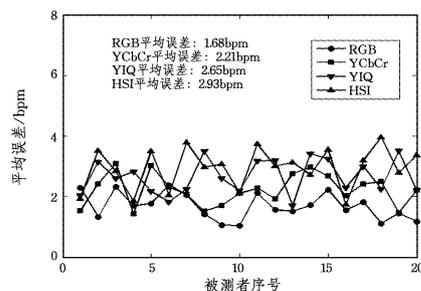


图 7 不同颜色空间的平均误差

从图 7 可以看出, 基于非接触式的心率测量方法通过采取 RGB 颜色空间可以在一定程度上提高心率测量的准确度, 同传统 ECG 测出的结果相比, 其测量平均误差达到了 1.68 bpm。

结束语 人体脸部皮肤表层覆盖着丰富的血管, 由于血液对自然光源有一定的吸收能力, 当心脏周期性泵血时, 人体皮肤表面的颜色会发生周期性的细微变化, 即颜色能反映心率信息。而不同颜色空间中, 颜色和像素强度信息以程度不同的形式被混合在一起, 使得通过像素强度信息得到心率成为了可能。

因此, 在非接触式心率测量中选择一个合适的颜色空间具有一定的必要性, 但业界对标准颜色空间的选择并无统一标准。本文针对该问题, 简要分析了非接触式心率测量方法的实现流程, 设计实验来对比不同颜色空间下的测量误差, 一方面证明了进行非接触式心率测量过程中颜色空间选取的必要性, 另一方面得到了可用以提高心率测量精度的最优颜色

空间。实验结果表明, 与同一时刻采用心电图测量仪 (ECG) 得到的心率相比, 采用 RGB 颜色空间进行心率测量的误差最小, 实验的平均误差达到了 1.68 bpm, 其他的颜色空间 YCbCr, YIQ 和 HSI 的平均误差分别为 2.21 bpm, 2.65 bpm 和 2.93 bpm。因此, 在进行非接触式心率测量中选取 RGB 颜色空间可以达到更高的精度。

参考文献

- [1] 万铮结. 基于人脸视频图像的心率检测研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2014.
- [2] 李有信, 王燕慧, 张灏. 静息心率增快的研究现状[J]. 国际心血管病杂志, 2013, 40(5): 309-311.
- [3] DZIEDZIC K, VIDYASAGAR D. Pulse oximetry in neonatal intensive care[J]. Clinics in Perinatology, 1989, 16(1): 177-197.
- [4] 石萍, 喻洪流. 光电容积描记技术原理及其应用[J]. 生物医学工程杂志, 2013(4): 899-904.
- [5] 陈宇杰, 王健琪, 路国华. 非接触式生命信息检测技术的综述[J]. 医疗卫生装备, 2006, 27(3): 32-33.
- [6] ZHENG J, HU S, CHOULIARAS V, et al. Feasibility of Imaging Photoplethysmography[C]// International Conference on Biomedical Engineering and Informatics. IEEE, 2008; 72-75.
- [7] SCULLY C G, LEE J, MEYER J, et al. Physiological parameter monitoring from optical recordings with a mobile phone[J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2012, 59(2): 303-306.
- [8] 赵飞帆. 基于人脸视频测量脉搏方法的研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2012.
- [9] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing (2nd ed) [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2002.