

基于 WiFi、PDR、地磁相融合的室内定位研究

宋 宇, 喻文举, 程 超, 王 磊

(长春工业大学 计算机科学与工程学院, 吉林 长春 130012)

摘 要: 针对 WiFi 定位、PDR(行人航迹推算)定位、地磁定位的特点, 提出了基于 WiFi、PDR、地磁相融合的室内定位方法. 所提的融合定位方法首先通过 UKF(无迹卡尔曼滤波)算法将 WiFi 定位及 PDR 定位的结果进行融合得到一个改善的定位结果, 通过实验及仿真验证, 所提的融合室内定位方法平均定位误差低至 1.41 m, 取得了较好的定位精度.

关键词: WiFi 定位; 行人航迹推算; 地磁定位; 无迹卡尔曼滤波; 室内定位

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)06-0060-05

Research on Indoor Positioning Based on Fusion of WiFi, PDR and Geomagnetism

SONG Yu, YU Wen-ju, CHENG Chao, WANG Lei

(College of Computer Science and Engineering, ChangChun University of Technology, Jilin 130012, China)

Abstract: In view of the characteristics of WiFi positioning, PDR (pedestrian track calculation) positioning and geomagnetic positioning, an indoor positioning method based on fusion of WiFi, PDR and geomagnetism is proposed. Firstly, the proposed fusion localization approach fuses the results of WiFi localization and PDR localization by UKF (Unscented Kalman Filtering) algorithm, and obtains an improved localization result, then, with the improved positioning result as the center, the size of the range is dynamically controlled by the standard deviation of the error in the improved positioning result and the WiFi positioning result of this time, finally, second positions are made by geomagnetic matching in this range, and the final positioning results are obtained. Through experiments and simulation, the average positioning error of the proposed fusion positioning method is as low as 1.43M, and the positioning accuracy is improved greatly.

Key words: WiFi positioning; PDR; geomagnetic positioning; UKF; indoor positioning

1 引言

随着移动互联网技术的发展和智能终端的普及, 人们对基于位置服务(LBS)的需求增加, 进而对室内外的定位精度提出更高要求. 如今室外定位技术日臻成熟, 但室内定位从实施成本、定位复杂度、定位精度等方面都有待提高. 相比 RFID、超声波、USWB 等定位技术, PDR、地磁定位都不需要专门铺设辅助定位的设施, WiFi 定位可以直接利用楼内已铺设的 WiFi AP(WiFi 接入点)作为定位辅助设

施, 同时三者都可利用普通的智能手机作为定位终端, 成本低, 易推广^[1-3].

通过对以上三种定位方法的分析, 发现三者可以通过融合来进行优势互补. 文献[4]中提出了通过卡尔曼滤波来进行三者的融合, 并直接利用 WiFi 定位来限定地磁匹配范围, 由于 WiFi 更新频率低且误差波动大, 不利于准确且最大程度的减小地磁匹配范围. 本文利用 UKF 来融合 WiFi、PDR、地磁相融合的室内定位方法.

收稿日期: 2017-09-20; 修回日期: 2017-10-13

基金项目: 吉林省青年科研基金(20160520020JH); 吉林省“十三五”科学技术研究项目(2016 第 342 号)

2 融合定位系统结构

本文提出的融合定位系统结构如图 1 所示,主要分为 WiFi 定位、PDR、UKF 滤波和地磁定位四个模块,各模块的工作流程及协同在后文详述。

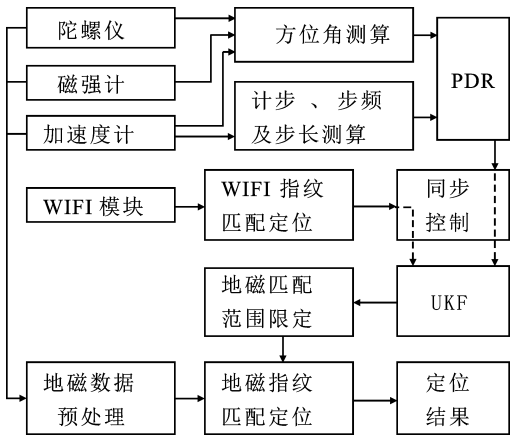


图 1 融合定位系统结构

3 PDR 定位技术

PDR 技术是根据加速度传感器等检测出步频,根据人行走的生理学特点建立步幅模型,通过步幅和步频来计算行走距离,再结合电子罗盘、陀螺仪等传感器来测定方向,最终给出行人的估计位置^[2]。PDR 的原理如公式(1)和(2)所示:

$$x_{i+1} = x_i + s_{i+1} \cos(\theta_{i+1}) \tag{1}$$

$$y_{i+1} = y_i - s_{i+1} \sin(\theta_{i+1}) \tag{2}$$

x_{i+1} 、 y_{i+1} 是 $i+1$ 时刻的位置坐标, x_i 、 y_i 是 i 时刻的位置坐标, s_{i+1} 、 θ_{i+1} 分别是 $i+1$ 时刻的步长和方向角。由于后文实验环境的需要,这里的方位角 θ 采用的是 0° 与 X 轴正向重合且 $0^\circ \leq \theta < 360^\circ$ 。

步频及步长一般都通过加速度传感器的实时信号来测算。本文先对实时测试的合加速度信号(重力加速度除外)用带通滤波器来降噪,然后采用文献^[5]中的检测算法来获得步频及步长,其步频检测的思路是:先基于斜率运算及加速度值来获得加速度峰值,然后计算并存储相邻两个峰值点之间的采样点数 N_s (本文略去 N_s 的平均过程),若加速度传感器的采样频率为 f_s ,则步频计算如公式(3)所示:

$$f_{sr} = f_s / N_s \tag{3}$$

$$s = 0.004\ 292h + 0.000\ 641\omega + 0.000\ 334f_s + \mu \tag{4}$$

文献^[5]建立的步长模型如公式(4)所示,其系数为实验所得。该模型综合考虑了步频 f_s 、身高 h 、

体重 ω 的因素,并加入惩罚值 μ (本文为 0)。计算的步长 s 平均误差为 3.64 cm,最大误差 7.61 cm,精度较高。

方位角的测量也是 PDR 技术中的关键。文献^[6]中使用动态卡尔曼滤波算法将电子罗盘和陀螺仪的测量信息进行融合,很大程度上克服了陀螺仪的误差累积及其快速转向时陀螺仪测量的失准,并且降低了电子罗盘所受的磁干扰对方向估算的影响,因此本文采用该方法作为 PDR 的方位角估计算法。

4 WiFi 定位技术

本文选用位置指纹法进行室内 wifi 定位。

4.1 WiFi、地磁指纹库的建立

利用位置指纹进行定位必须提前建立指纹库。WiFi 指纹库和地磁指纹库的建立可同时进行。本文将实验场地划分成 $0.5\text{ m} \times 0.5\text{ m}$ 的网格,然后使用小米 5 手机作为采集终端,在 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 的网格节点上进行 WiFi 指纹的采集,同时在 $0.5\text{ m} \times 0.5\text{ m}$ 的网格节点上进行地磁指纹的采集。由于人体对无线信号的衰减作用^[7],本文对参考点划分方向范围进行 WiFi RSS(接收信号强度)的采集,所确定的划分刻度为 60° 。采集完成后对每个参考点的 RSS 进行高斯滤波。

地磁场是矢量场,为了让地磁指纹更准确,在采集阶段同样需要按多个方向进行采集然后转化到同一方向进行平均作为地磁指纹。采集地磁时的方向划分可与 WiFi 的相同。

WiFi RSS 和地磁采集后与相应的位置坐标一一映射作为位置指纹存入指纹库。

4.2 WiFi 定位算法

WiFi 定位算法主要包括 AP 选择策略和指纹匹配算法。

目前很多楼内都装有多多个 WiFi AP,由于每次定位终端所收到的 AP 集合不一定相同,因此需要通过一定的 AP 选择策略来保证高效定位。本文的 AP 选择策略如下:将终端实时收到的 AP 的 MAC 集合与每个参考点离线阶段采集的 MAC 集合进行相交求出交集。然后以该交集的 MAC 对应的 RSS 进行匹配定位。本文在定位测试中实时收到的 AP 个数最小为 4,最大为 15 个,但最多只选用交集的 9 个 RSS 最强的 AP 来定位。本文定义交集的元素个数比上实时采集到的 AP 个数等于匹配率,定位中以实测的最大匹配率对应的所有参考点来进

行匹配定位,若最大匹配率对应的参考点少于 4 个,则以次大匹配率对应的参考点来补充。

在执行 AP 选择策略时,对实时接收到的 AP 逐个进行比对,每一轮比对只保留交集元素个数最大的备选参考点,直至比对完毕再进行匹配。

本文实测数据中大部分 AP 的 RSS 分布模型都近似高斯分布,因此可以使用 ML(最大似然估计法)^[8]作为匹配算法。本文在 ML 的基础上做了改进:将 ML 选出的三个最优参考点进行加权后得到定位结果。

假设由 ML 算法算出的三个最大似然函数值依次为 f_{p1} 、 f_{p2} 、 f_{p3} ,其所对应的坐标分别为: L_1 、 L_2 、 L_3 ,则由公式(5)进行加权得到 WiFi 定位结果 L :

$$L = \frac{f_{p1}L_1 + f_{p2}L_2 + f_{p3}L_3}{f_{p1} + f_{p2} + f_{p3}} \quad (5)$$

5 融合定位算法

本文的融合定位算法分为两个过程:第一步利用 UKF 进行 WiFi 与 PDR 的定位融合,简称该融合算法为 WP 算法;第二步将第一步的定位结果与地磁定位进行融合,简称 WPM 算法。

5.1 UKF 算法原理

UKF 是基于 Unscented 变换(简称 UT 变换)的改进卡尔曼滤波器,其对非线性系统有较强的适应性。加性噪声离散形式的状态方程和观测方程如下^[9]:

$$X_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}^s) + w_{k-1} \quad (6)$$

$$Z_k = h(x_k, u_k^m) + v_k \quad (7)$$

式中 X 是符合 $X \sim N(\bar{X}, P_X)$ 分布的 n 维状态向量; Z 是 m 维观测向量。 f 、 h 分别是状态方程和观测方程,可以是线性或非线性的。 w_{k-1} 、 v_k 是互不相关的零均值白噪声向量。 u^s 、 u^m 分别是状态方程和观测方程的控制量。 UKF 利用一系列近似高斯分布的 Sigma 点,通过 UT 变换进行状态与误差协方差的递推和更新。 UKF 在每次迭代过程中,采样点随着非线性状态方程传播并随着非线性量测方程变换,可以捕获到较高精度的后验均值及协方差^[10],无论系统非线性程度如何,理论上 UT 变换都能保证至少以三阶泰勒展开精度来逼近高斯系统状态的统计特性,具有滤波精度高、收敛性好的特点。

5.2 基于 UKF 的 WiFi、PDR 融合定位算法

5.2.1 同步控制

UKF 的输入参量可能存在数据滞后的问题,但只要确保输入参量对应于相同的有效时间即可。由

于 WiFi 定位结果的更新频率与 PDR 输出数据的更新频率不同,导致二者输入到 UKF 的数据步调不一致。因此,当 WiFi 的定位结果更新后,以最接近该结果更新时间的 PDR 数据和该 WiFi 数据作为一组参量同时输入 UKF。在 WiFi 数据更新间隙,只以 PDR 数据作为观测数据更新步长和方位角,预测坐标和误差协方差矩阵只预测不更新。

5.2.2 状态方程和观测方程的建立

行人在室内行走时,一般走直线多于转弯,另外在走直线时大部分情况下当前步长及方向与上一步的步长及方向相差不多,本文依此特点建立 PDR 的状态预测方程,该模型在转弯时的误差利用本文所提的误差补偿方法及 UKF 的更新过程进行校正。 UKF 的状态方程建立如下:

$$\bar{X}_k^- = \begin{bmatrix} \bar{x}_k^- \\ \bar{y}_k^- \\ \bar{s}_k^- \\ \bar{\theta}_k^- \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{x}_{k-1}^+ + \bar{s}_{k-1}^+ \cos(\theta_{k-1}^+ + \Delta_k) \\ \bar{y}_{k-1}^+ - \bar{s}_{k-1}^+ \sin(\theta_{k-1}^+ + \Delta_k) \\ \bar{s}_{k-1}^+ \\ \theta_{k-1}^+ + \Delta_k \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中,各变量右上角的“-”及“+”分别代表先验值和后验值;右下角的 k 及 $k-1$ 分别代表 k 时刻及 $k-1$ 时刻的状态; x 、 y 代表位置坐标状态值; s 代表步长; θ 代表行走方向角(0° 与 X 轴正向重合且 $0^\circ \leq \theta < 360^\circ$); Δ_k 代表 k 时刻的预测角度补偿值。

本文中所有参与计算的角度及结果角度均需大于等于 0° 小于 360° 。

观测方程建立如下:

$$Z_k = \begin{bmatrix} x_k^z \\ y_k^z \\ s_k^z \\ H(\hat{\theta}_k^-, \theta_k^s) \end{bmatrix} \quad (9)$$

x_k^z 、 y_k^z 分别是 WiFi 定位的横纵坐标。 s_k^z 是由 PDR 计算的步长, $H(\hat{\theta}_k^-, \theta_k^s)$ 是由 k 时刻的预测方向角 $\hat{\theta}_k^-$ 与实测方向角 θ_k^s 通过函数 H 转化后的观测角度,其转化的必要性及转化方法如下:由于 $0^\circ \leq \theta < 360^\circ$,任意两个与 0° 左右各相差 φ ($\varphi > 0$) 的角度为 $(360^\circ - \varphi)$ 与 φ ,只要 φ 不等于 180° , $(360^\circ - \varphi)$ 与 φ 相对于 0° 之差的绝对值就不相等,因而角度误差的方差也不相等甚至会差别很大,当该方差差别很大时,会导致 UKF 的角度估计严重偏离真实值,因此需要根据公式(10)~(12)对这些角度之差进行转化,使上述情况误差的方差在数值计算上相等。

$$\text{In}_k = \theta_k^s - \hat{\theta}_k^- \quad (10)$$

$$I(\text{In}_k) =$$

$$\begin{cases} \frac{-\ln_k}{|\ln_k|} \times (360 - |\ln_k|), & |\ln_k| > 180 \\ \ln_k, & |\ln_k| \leq 180 \end{cases} \quad (11)$$

$$H(\hat{\theta}_k^-, \hat{\theta}_k^+) = \hat{\theta}_k^- - I(\ln_k) \quad (12)$$

5.2.3 预测角度补偿值的计算方法

定位过程中当实测方向角发生变化时可能是因为测量误差也可能是因为行人转向。由于所建立的状态方程中对方位角的预测是保持与上一步的方位角相同,如果行人发生大的转向就会导致大的预测误差从而影响最终定位精度,所以为了增强预测方位角对行人转向的跟踪性能且避免因测量误差而误补偿,通过计算 PDR 当前方位角与上一步方位角之差的转化值并在该值达到一定门限时,对预测方位角进行相应的补偿。

设 k 时刻与 $k-1$ 时刻的实测方向角 θ_k, θ_{k-1} 之差为 $\Delta\theta = \theta_k - \theta_{k-1}$,然后将 $\Delta\theta$ 带入公式(13)计算其转化后的角度差 $I(\Delta\theta)$,同时设定 3 个门限值 $\text{thr}_1, \text{thr}_2, \text{thr}_3$ 以及与门限值对应的补偿角度值 $\theta_{c1}, \theta_{c2}, \theta_{c3}$,然后按公式(13)计算预测角度补偿值 Δ_k :

$$\Delta_k = \begin{cases} \frac{\Delta\theta}{|\Delta\theta|} \theta_{c1}, & \text{thr}_1 \leq |I(\Delta\theta)| < \text{thr}_2 \\ \frac{\Delta\theta}{|\Delta\theta|} \theta_{c2}, & \text{thr}_2 \leq |I(\Delta\theta)| < \text{thr}_3 \\ \frac{\Delta\theta}{|\Delta\theta|} \theta_{c3}, & |I(\Delta\theta)| \geq \text{thr}_3 \end{cases} \quad (13)$$

当 $I(\Delta\theta) < \text{thr}_1$ 时,导致实测方向改变的原因中,方向测量误差的比重一般会大于行人实际转向的比重,因而角度预测会偏向于行人走直线状态,所以不进行角度补偿。

5.3 融合地磁的定位方法

为了进一步提高定位精度,本文在 WP 定位的基础上又融入了地磁定位。

由后续实验可证实本文基于 UKF 的 WiFi、PDR 融合定位的误差近似服从高斯分布。根据拉依达准则,服从高斯分布的随机数值在区间 $(\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma)$ 中的概率为 0.954 4,在区间 $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$ 中的概率为 0.997 4,凡超出 3σ (σ 为标准差)范围的属于粗差。如果以 WP 定位误差的 3σ 作为地磁匹配范围的半径,就会导致匹配范围过大,不利于解决地磁指纹不唯一的问题。因此,本文以 WP 的定位结果为中心,当 k 时刻 WiFi 定位结果距离上次 WPM 定位结果的距离 $dk < 12$ m 时以 WP 定位结果的纵、横坐标误差的 2σ 分别作为地磁匹配范围的纵、横半径;当 $dk \geq 12$ m 时,后面连续两次 WPM 定位都以 WP 定位结果的纵、横坐标误差的 3σ 分别作为地磁

匹配范围的纵、横半径。当 WiFi RSS 尚未更新时,以 UKF 输出结果误差的 3σ 来限定地磁匹配范围。该处理过程使地磁匹配范围不致过大且尽可能包含真实行人位置,以减少地磁指纹不唯一带来的弊端。另外,所计算的匹配范围要减去非采样区域,以施加地图约束。

WP 定位误差的 σ 从每次滤波的后验误差协方差阵中开方获得。

在地磁匹配范围限定后,本文采用 WKNN(加权 K 近邻)算法作为地磁匹配算法。

6 仿真实验及分析

为验证所提的 WiFi、PDR、地磁融合定位方法的有效性,本文选择了如图 2 所示的室内环境进行定位仿真实验,实验环境面积大约 473 m²。定位实验所需的 WiFi、PDR、地磁数据用小米 5 手机实测获得,定位算法的执行在 MATLAB 上进行。

融合定位算法的初始位置由 WiFi 定位给出,初始方向角由 PDR 中方向模块实测获得,初始步长设为实验者正常行走平均步长。初始误差协方差矩阵设为 $P_0 = \text{diag}[1 \ 1 \ 0.0003 \ 16]$,过程噪声协方差阵设为 $W_0 = \text{diag}[0.015 \ 0.015 \ 0.0004 \ 20]$,测量噪声设为 $V_0 = \text{diag}[16 \ 7 \ 0.003 \ 242]$ 。角度补偿门限 $\text{thr}_1 = 40, \theta_{c1} = 10; \text{thr}_2 = 60, \theta_{c2} = 25; \text{thr}_3 = 90, \theta_{c3} = 45$ 。

本文在图 2 所示的实验环境中任选了 5 条路径(部分重复)共 904 个定位点进行图 4、表 1 的定位指标统计,图 2、图 3 为 5 条路径中所选的同一条路径定位数据所作,该路径共行走 237 步。

WiFi、PDR 单独定位及 WPM 定位的效果对比如图 2 所示,各种定位算法的误差对比如图 3 所示。904 个定位点的总体定位精度指标如图 4 和表 1 所示。

从仿真实验结果看,本文所提的 WPM 融合定位方法是有效的,能够充分利用 WiFi、PDR、地磁各自在定位中的优势。

从图 3 中可以看出,WiFi、PDR 定位误差波动较大,WP、WPM 的定位误差波动性基本在 5 m 以内。WPM 算法并不是所有点都比 WP 算法定位精度高,这是因为地磁测量误差、地磁指纹不唯一、地磁匹配范围中未包含行人真实位置造成的定位误差加大。图 2 中定位路径的后半部分,有 4 个定位点的地磁匹配范围未包含行人真实位置,这是由于 WP 定位误差大于其 2 倍(或者 3 倍)的误差标准差,这

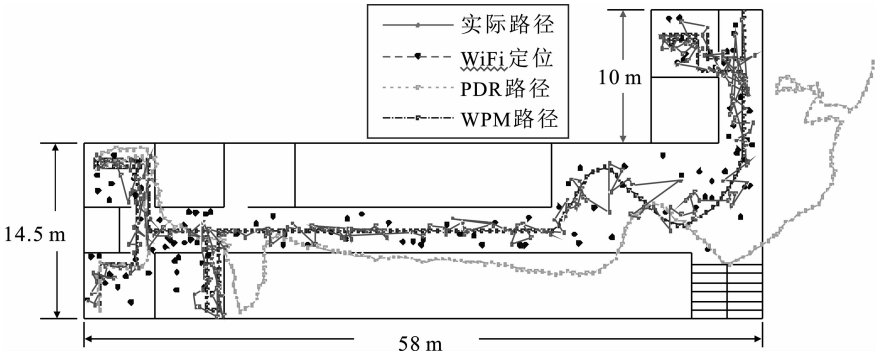


图 2 WiFi、PDR 单独定位及 WPM 融合定位效果对比图

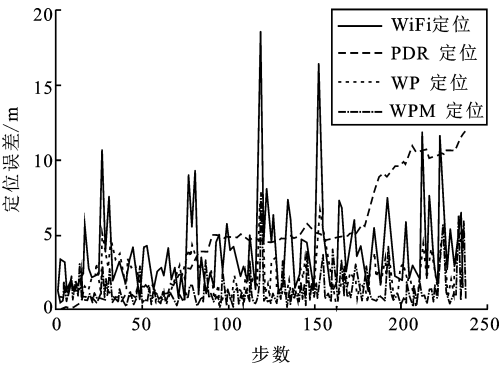


图 3 各种定位算法定位误差对比图

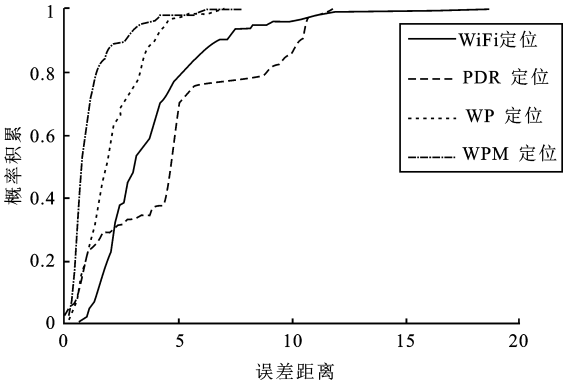


图 4 各种定位算法误差的累积分布

说明本文的动态地磁匹配范围算法虽然能适应大多数情况,但仍需要改进加强. 后续可以通过加入其它可利用数据或者利用多个时刻的 d 来综合调节匹配范围大小,以得到更优的地磁匹配范围.

表 1 各定位算法的定位精度对比 /m

算法	平均误差	RMS 误差	最大误差
WiFi	3.91	4.81	18.78
PDR	4.78	5.87	11.89
WP	2.14	2.53	7.23
预测角未补偿 WPM	1.53	1.90	7.88
WPM	1.41	1.74	7.82

图 4 和表 1 对各种定位算法的误差分布和大小进行了对比: WPM 算法相比其他算法,定位精度有明显的提高,87.3% 的误差在 2 m 之内. 同时 WPM(默认预测角已补偿)比预测角未补偿 WPM 的 RMS 误差(均方根误差)减小了 0.16 m(该误差的改善程度与行走的转向大小及多少有关),说明了本文所提的预测角补偿方法能够增强方位角的跟踪性能,从而提高定位精度.

7 结束语

本文提出了一种基于 WiFi、PDR、地磁的融合室内定位方法,并提出了融合过程中预测方位角的补偿方法. 经过仿真实验验证,所提的 WPM 室内定位方法 RMS 误差能够低至 1.74 m,预测方位角的补偿方法平均能够减小 0.16 m 的 RMS 误差,所以 WPM 定位方法能够达到较好的精度,具有一定的实用性. 但 WPM 定位中的动态地磁匹配范围算法存在不足,需要改进加强以达到在包含行人真实位置的前提下尽可能缩小地磁匹配范围,从而提高定位精度及效率.

参考文献:

[1] 李振宁, 张春, 李永明, 等. 基于 Wi-Fi 的室内定位原型机研究与实现[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(1): 90-94.

[2] 田丰. 基于指纹和 PDR 的室内定位研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.

[3] Chung J, Donahoe M, Schmandt C, et al. Indoor location sensing using geo-magnetism[C] // Proceedings of the 9th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, Bethesda, MD, Mobi-Sys2011, USA: DBLP, 2011: 141-154.

关性.

其中,Diagram、FSM 和 TextEditor 这三种学生学习行为和学习效果在 0.05 水平上呈现明显相关,其余的 Properties 与 Study 这两种学生学习行为与学习效果在 0.01 水平上呈现明显相关.

综上分析,影响学生学习效果的主要学习行为包括 Diagram, FSM, TextEditor, Properties 和 Study 五种学生学习行为. 这五种学生学习行为不仅充分说明了学生在学习过程中可能存在的问题,同时也为教师后续改进教育教学方法提供了相应依据.

4 结束语

本文研究只是对学习行为关联度分析的初步探索. 未来将开展的工作包括:利用多种数据挖掘技术对学习行为数据进行进一步挖掘,发现更多隐藏在学习者学习行为背后的认知过程,为教师后续教育教学提高更加准确的数据基础;综合运用多种技术手段增强学习行为关联度分析结论的完整性与客观性.

参考文献:

[1] 姜永超. 基于数据挖掘的学生选课及学习行为分析算法研究[J]. 现代电子技术, 2016, 39(13):145-148.

[4] 张鹏, 赵齐乐, 李由, 等. 基于 PDR、WiFi 指纹识别、磁场匹配组合的室内行人导航定位[J]. 测绘地理信息, 2016, 41(3): 29-32.

[5] 薛洋, 刘龙坡, 金连文. 一种基于加速度传感器的实时步长估计方法[P]. 中国, CN103983273A. 2014.

[6] 谢宏伟. 基于智能手机平台的地磁室内定位系统[D]. 南京:南京大学, 2015.

[7] 陈斌涛, 刘任任, 陈益强, 等. 动态环境中的 WiFi 指纹自适应室内定位方法[J]. 传感技术学报, 2015(5): 729-738.

[8] Zhu J, Luo X, Chen D. Maximum like lihood scheme for finger printing positioning in LTE system[C]// Communication Technology (ICCT), 2012 IEEE 14th International Conferenceon Communication Technology. Piscataway, NJ: IEEE, 2013:428-432.

[9] Xiong K, Zhang H Y, Chan C W. Performance evalu-

[2] 王斌, 王金, 宁小倩. 基于黄金比例的关联规则挖掘算法[J]. 计算机仿真, 2015, 32(8):302-305.

[3] 陈妍, 张新慧, 朱海萍, 等. 面向网络教育学院的学习行为分析[J]. 计算机应用, 2016, 36(s1):224-227.

[4] 张继荣, 王向阳. 基于 XML 数据挖掘的 Apriori 算法的研究与改进[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(6): 178-180.

[5] 陈康, 王丹丹. 关联规则数据结构分布重排的数据库索引算法[J]. 科技通报, 2015, 31(10):178-180.

[6] 蒋卓轩, 张岩, 李晓明. 基于 MOOC 数据的学习行为分析与预测[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(3): 614-628.

[7] 陈妍, 张新慧, 朱海萍, 等. 面向网络教育学院的学习行为分析[J]. 计算机应用, 2016, 36(s1):224-227.

[8] 樊超, 宗利永. MOOC 在线学习行为的人类动力学分析[J]. 开放教育研究, 2016, 22(2):53-58.

[9] 师黎, 陶梦妍, 李志辉. 鸽子强化学习过程中内部学习状态的动态建模研究[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(13):120-125.

[10] 陈宏. 基于关联规则挖掘算法的用电负荷能效研究[J]. 电子设计工程, 2017, 25(4):79-82.

作者简介:

李 飒 女, (1970-), 博士, 副教授. 研究方向为数据挖掘、信息管理、互联网+. E-mail: lisa-ty@sohu. com.

(上接第 64 页)

ation of UKF-based nonlinear filtering[J]. Automatica, 2006, 42(2): 261-270.

[10] 汪秋婷, 胡修林. 基于 UKF 的新型北斗/SINS 组合系统直接法卡尔曼滤波[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(2): 376-379.

作者简介:

宋 宇 男, (1969-), 硕士, 教授, 硕士生导师. 研究方向为嵌入式系统设计与研究、数学信号处理.

喻文举(通讯作者) 男, (1988-), 硕士研究生. 研究方向为室内定位技术. E-mail: yuwenjuju@163. com.

程 超 男, (1984-), 博士, 讲师. 研究方向为无线通信理论与技术.

王 磊 男, (1988-), 硕士研究生. 研究方向为图像、数字信号处理.