

基于室内无线传感器网络射频信号的老年人跌倒检测研究

霍宏伟^{1,2,3}, 张宏科¹, Youzhi XU²

(1. 北京交通大学下一代互联网互联设备国家工程实验室, 北京 100044;

2. 延雪平大学工学院, 数字通信实验室, 瑞典 延雪平 SE55611; 3. 中国科学技术交流中心, 北京 100045)

摘要: 利用无线信号的自然衰减, 在不显著增加通信开销的基础上, 提出了一种新的老年人跌倒行为的检测方法. 给出阶段相关性这一概念并用以区分体域传感器网络节点与室内传感器网络节点信号在人运动与静止条件下的统计相关性. 给出了最小通信决策集合的概念, 通过对比最小通信决策集合的内容, 提出了老年人位置估计方法和跌倒行为检测算法; 利用仿真工具分析了该方法的通信开销. 用 MicaZ 节点实现了集中式检测方法并进行了实验, 结果证明本方案具有较高的检测准确性.

关键词: 无线传感器网络; 跌倒检测; 阶段互相关系数

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 01-0195-06

Fall Detection Using Radio Signals of Home Wireless Sensor Networks

HUO Hong-wei^{1,2,3}, ZHANG Hong-ke¹, Youzhi XU²

(1. National Engineering Lab for Next Generation Internet Interconnection Devices, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2. Data Communication, Engineering School, Jonkoping University, Jonkoping SE55611, Sweden;

3. China Science and Technology Exchange Center, Beijing 100045, China)

Abstract: This paper proposes a fall detection approach to detect accidental falls for senior citizens using wireless sensor networks based health-care systems. Unlike traditional sensory-context based detection, this paper achieves this goal by using radio signals in wireless sensor networks. A group of the sensors on the senior citizens' body (wearable sensors) and several sensors as anchor nodes (anchor sensors) in their daily territories are deployed. The fall event is detected by comparing the difference of signal strengths from wearable sensors caused by the natural characteristics of the wireless radio signals attenuation through human bodies. Both centralized and distributed lightweight algorithms are proposed to compute the status of the fall event from senior citizens' normal daily behaviors. The obtained evaluation and experiment results using MicaZ motes show that this approach performs high accuracy, low overhead and less response delay in fall events detection and report.

Key words: wireless sensor networks; fall detection; Local cross-correlation coefficient

1 引言

近年来, 医疗护理无线传感器网络已经成为无线传感器网络研究热点之一. 尽管目前已经有很多类似系统, 如 Bluecode, HealthGear, MobiHealth 和 UbiMon 等^[1]来监测老年人的日常生理参数, 但是都没有深入讨论如何检测老年人的日常危险行为. 研究表明^[3], 在众多危害老年人健康的日常行为之中, 突然性跌倒行为对独自在家的老人造成的危害最大. 因此如何有效检测这一行为已经成为医疗护理无线传感器网络研究领域的热点之一. 文献[2]提出的位姿测定机制可以用于老年人跌倒检测. 文献[3]利用附带有 2 维加速度传感器的 Mica2Dot 作为部署在被监测对象身体上的节点, 一旦检测加速度方向发生变化, 则判断被监测对象跌倒. 文献[6, 8]利用 3 维加速度传感器来监测老年人的跌倒行为, 提高了准确性. 这

类方法可以在一定程度上检测出跌倒行为, 但是会造成传感网内数据流量增加, 有可能影响医疗护理传感器网络的正常应用. 文献[9]通过在老人的生活环境部署视频摄像头, 对比画面判定被监测对象是否跌倒; 该方法的准确性高, 但传输视频信息带来传感器网络通信量的膨胀. 文献[12]采用基于音频和视频联合的方法检测被监测对象的行为, 但系统决策需要 HMM 的支持, 需要复杂的最初状态测试和很长的学习过程, 且不能实现分布式最终决策. 文献[11]的研究结论表明, 绝大多数老年人非常反感将自己的日常活动置于直接视频监测的环境之中, 因此上述方法的社会可行性需要重新评估. 文献[4]的作者提出利用一组时间对比视觉传感器来监测老年人是否跌倒, 该传感器仅传输周围环境发生变化的变化部分图像, 对静止部分不敏感, 就可以减少通信量, 但该传感器必须成对部署, 应用场景受限制.

图 1 描述了在跌倒检测应用下 HSN 和 BSN 之间的相互位置关系. 事实上, BSN 和 HSN 的之间的链路是动态变化的, 图中仅仅给出了所有通信链路的一部分. 人体可以被看作是 Line-Of-Sight (LOS) 链路的障碍物, 当人体位于 LOS 时, 将带来非常明显的信号衰减. 在图 1 中, BSN 节点 B1 和 HSN 节点 A 之间是 LOS 链路, 但 BSN 节点 B2 和 HSN 节点 A 之间的 LOS 链路就被人体遮挡了. 尽管信号之间的传输要经过干涉、衍射和散射等多种因素, 但根据文献[10]的研究结论, 人体遮挡造成的信号衰减将起到最主要的作用, 当人位于 LOS 之上、站立和行走时将造成 9 ~ 15dB 的 RSSI 变化; 当人体静止时, 信号稳定性较好; 当人行走时, 信号变化随机性增强; 当人离发射机位置很近时 (< 5cm), 信号衰减加剧.

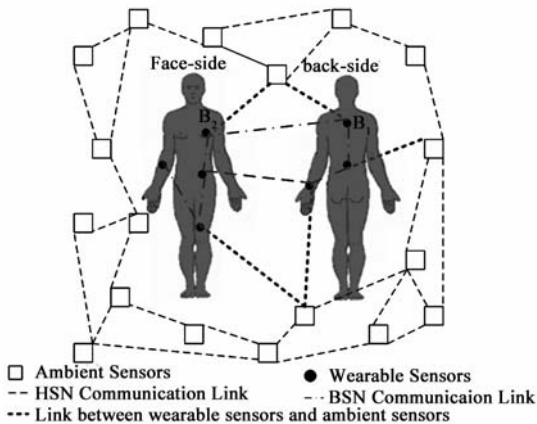


图1 跌倒检测应用下 HSN 和 BSN 之间的位置关系

本文将介绍一种利用体域网 (BSN) 和室内传感器网络 (HSN) 实现老年人行为检测的方法: 在 HSN 和 BSN 节点是同类传感器节点的场景下, 将 HSN 节点作为锚点, 收集 BSN 节点发出的信号. 一旦被监测对象跌倒, 由于人体的阴影效应必然会对被人体覆盖的节点信号产生影响, 锚点通过汇总这种影响, 判断被监测对象是否摔倒.

2 预备知识

2.1 无线相关决策集合

首先将 HSN 节点划分为一个集合, 记为

$$H = \{h_i | 0 \leq i \leq N - 1\} \quad (1)$$

在这里, h_i 为 HSN 传感器的地址, N 为 HSN 传感器的总数. 划分 BSN 传感器集合为

$$B = \{b_i | 0 \leq i \leq K - 1\} \quad (2)$$

b_i 表示 BSN 传感器的地址, K 表示 BSN 传感器的总数. 定义所有的节点通信覆盖范围均为 R , 而事实上, R 可以通过测量所有节点的有效通信范围并取最小值获得. 在此基础上, 定义两个节点的直接通信链路为

$$C_{ij} = C(h_i, b_j) = \begin{cases} 1, & D(h_i, b_j) < R \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

定义 1 无线相关决策集合 (Radio Decision Relation Node Set). b_i 在 t 时刻维护一个无线相关决策集合 (Radio Decision Relation Node Set, RDRNS), 记为

$$S_t(b_i) = \{S_{ij} = h_j | C_{ij} = 1, 0 \leq i \leq K - 1, j = 0 \cdots N - 1\}$$

根据 RDRNS, 定义获得的接收信号强度集合 (Radio Signal Strength Set, RSSS), 记作

$$R_t(b_i) = \{RSSI_t(h_j \rightarrow b_i) | C_{ij} = 1, 0 \leq i \leq K - 1, j = 0 \cdots N - 1\}$$

h_i 在 t 时刻维护无线相关决策集 (RDRNS), 记为

$$S_t(h_i) = \{S_{ij} = b_j | C_{ij} = 1, 0 \leq i \leq N - 1, j = 0 \cdots K - 1\}$$

根据 RDRNS, 定义对应的接收信号强度集合 (RSSS), 记作

$$R_t(h_i) = \{RSSI_t(b_j \rightarrow h_i) | C_{ij} = 1, 0 \leq i \leq N - 1, j = 0 \cdots K - 1\}$$

2.2 阶段互相关系数

给定两个宽平稳的随机过程 (Wide-Sense Stationary, WSS), x_{ij} 和 y_{ij} , 定义他们的取样为

$$\begin{cases} x_{ij} = (x_0, x_1, x_2, \dots, x_{M-1}) \\ y_{ij} = (y_0, y_1, y_2, \dots, y_{M-1}) \end{cases} \quad (4)$$

M 为足够大的整数, 定义 x_{ij} 的阶段均值为

$$m_X(i) = \frac{1}{w} \sum_{j=i-w+1}^i x(j) \quad (5)$$

式中 w 是一个整数, 表示一个滑动时间窗口的大小, 并定义 $x(i) = x(0)$, 如果 $i < 0$. 定义阶段方差为

$$\sigma_X^2(i) = \frac{1}{w} \sum_{j=i-w+1}^i [x(j) - m_X(j-w+1)]^2 \quad (6)$$

同理则 y_{ij} 的阶段均值为

$$m_Y(i) = \frac{1}{w} \sum_{l=i-w+1}^i x(l) \quad (7)$$

阶段方差为

$$\sigma_Y^2(i) = \frac{1}{w} \sum_{l=i-w+1}^i [x(l) - m_Y(l-w+1)]^2 \quad (8)$$

定义 2 阶段互相关系数. 计算 x_{ij} 和 y_{ij} 的阶段绝对协方差为

$$C_{XY}(i) = \frac{1}{2w+1} \sum_{j=i-w}^{i+w} |[x(i) - m_X(i)][y(i) - m_Y(i)]| \quad (9)$$

则 h_i 在 t 时刻看来其阶段互相关系数 (Stage cross-correlation coefficient), $SCC_t(h_i)$ 表示为

$$\rho(i) = \frac{C_{XY}(i)}{\sigma_X(i)\sigma_Y(i)} \quad (10)$$

当且仅当 $0 \leq \rho(i) \leq 1$ 时, x_{ij}, y_{ij} 被 h_i 看作阶段相关.

3 基于阶段相关性的跌倒检测方法

3.1 位置检测

位置检测对跌倒检测的作用不言而喻. 由于在室内场景下, HSN 节点部署的位置可知. 因此, 这些点作为锚点并起两个作用: (1) 当锚点所代表的传感器内容

发生变化时,可以根据内容判定被测对象的位置,而不需要其他的辅助机制;(2)由于成本的限制,不可能在室内的每个位置都部署传感器节点,若没有监测到传感器内容发生变化,则参考 Mote-Track^[2] 给出的定位方法,将 HSN 锚点作为位置已知点进行定位,这里将它命名为 E-Track. E-Track 的定位方法分为两个阶段:

(1)学习阶段. BSN 节点周期性广播信号, HSN 节点接收信号,并转发给服务器. 服务器建立对于某个测试点的记录矩阵如式(11);第 i 行表示第 i 个 HSN 节点转发的每个 BSN 节点的信号强度,第 j 列表示每个 HSN 节点接收的第 j 个 BSN 节点的信号强度, $k \leq L$ 表示每个学习点的序号.

$$\mathbf{R}(x_k, y_k) = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1K} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2K} \\ \cdots & \cdots & b_{ij} & \cdots \\ b_{N1} & b_{N2} & \cdots & b_{NK} \end{bmatrix} \quad (11)$$

(2)计算阶段. 当被监测对象位于区域内某个点时,如果需要计算位置信息,各个 HSN 节点则向服务器转发此刻各自侦听到的 BSN 各点的信号强度,服务器则会生成一个新的信号强度矩阵 $\hat{\mathbf{R}}(x, y)$. 接着,服务器计算

$$\Delta_k = |\mathbf{R}(x_k, y_k) - \hat{\mathbf{R}}(x, y)| = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N |b_{ij} - \hat{b}_{ij}| \quad (12)$$

选 $\min\{\Delta_k, 1 \leq k \leq L\}$ 对应 (x_k, y_k) 作为 (x, y) 的估计坐标.

3.2 跌倒检测方法

由于 BSN 节点部署于被监测对象的身体上,因此随着被监测对象的移动,节点的位置变化与被监测对象的位置变化展现出很好的一致性. 给定一个 HSN 节点 h_i 在 t 到 $t + \tau$ 时刻,将收到一系列来自 BSN 传感器节点 b_j 的信号,假设共有 M 个数据,则可获得的 M 个 $RSSI_i(b_j \rightarrow h_i)$, 此处 $t_0 \leq t \leq t_0 + \tau$, 可以获得一个 b_j 到 h_i 链路的无线信号随机过程的取样, $r_{t_0}(b_j \rightarrow h_i) = \{RSSI_i(b_j \rightarrow h_i) | C_{ij} = 1, t_0 \leq t_k \leq t_0 + \tau, 0 \leq k \leq M - 1\}$ 整合多个不同 b_j 到特定 h_i 的 $r_{t_0}(b_j \rightarrow h_i)$ 则可以得到一个估计矩阵

$$\mathbf{R}_{t_0}(b_j \rightarrow h_i) = [r_{t_0}(b_j \rightarrow h_i)]^T \quad (13)$$

其中 $0 \leq j \leq K - 1$. 还可以得到

$$\mathbf{R}_{t_0}(b_j \rightarrow h_i) = [R_{t_0}(h_i)]^T \quad (14)$$

其中 $0 \leq k \leq M - 1$.

文献[7]已经证明,任何一个固定节点的接收信号强度都是一个与距离相关的函数. 这就说明,估计矩阵的行向量在 BSN 整体移动时,应该具有很强的相关性;而当 BSN 处于静止时,即稳态信号具有很强的独立性. 根据定义 2, h_i 就可以利用式(7)计算所有任意两行的

$SCC_t(h_i)$ 来判定在自己的视角下 BSN 处于移动状态或者静止状态. 当这些信息汇总到某个特定节点时,这个特定节点可以根据 HSN 的判决结果判定最终状态. 但仅仅判定节点处于移动状态和静止状态还不足以判定被监测对象是否跌倒. 在实际的 HSN 节点部署时,我们可以容易的将各个 HSN 节点包围的空间定义成一个凸多面体空间. 可以把人看作一个椭圆柱,则 BSN 节点中,长直径前后每侧至少有一个点与某些 HSN 节点存在 LOS 链路,当被监测对象跌倒后,被跌倒者身体覆盖一侧至少有一个节点失去与所有 HSN 节点的 LOS 链路,而另外一侧则至少有一个节点则会与所有 HSN 产生 LOS 链路. 图 2 给出了一个只有两个 BSN 节点的环境. 在 $a)$ 部分,当老人站立时, Bc, Ba, 和 Ad 的 LOS 链路被老年人用身体遮挡;在 $b)$ 部分,当老人卧倒时, Ba, Bb, Bc, Bd 和 Be 的 LOS 链路全部被老人用身体遮挡. 当 BSN 节点的相对位置信息(即 BSN 节点位于人体部位)为 HSN 节点可知时,如果判定被监测对象已经处于稳态,且部分 HSN 节点发现某些 BSN 到自己的信号在稳态后连续减弱超过一个身体造成的损耗,其他 HSN 节点没有判定来自这些节点的信号增强,而发现反向的 BSN 节点信号增强超过一个身体造成的损耗(Ba)或没有显著减弱,则可判定发生跌倒. 即计算

$$RSSm_{ij}(t_0) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M RSS(b_j \rightarrow h_i) \quad (15)$$

则可得到向量

$$RSSm_{h_i}(t_0) = [RSSm_{i0}(t_0), RSSm_{i1}(t_0), \dots, RSSm_{iK-1}(t_0)]^T \quad (16)$$

比较 $RSSm_{h_i}(t_0)$ 和 $RSSm_{h_i}(t_0 + \tau)$ 中的元素,如果已知 b_j 和 b_k 为位置相对节点,则按式(17)计算结果.

$$Sign(RSSm_{h_i}) = \begin{cases} 01, & \text{if } |RSSm_{ik}(t_0) - RSSm_{ik}(t_0 + \tau)| > Ba \\ & \& |RSSm_{ij}(t_0) - RSSm_{ij}(t_0 + \tau)| \leq Ba \\ 10, & \text{if } |RSSm_{ik}(t_0) - RSSm_{ik}(t_0 + \tau)| > Ba \\ & \& |RSSm_{ij}(t_0) - RSSm_{ij}(t_0 + \tau)| > Ba \\ 00, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

如果计算后结果为 01, 则可判定发生跌倒.

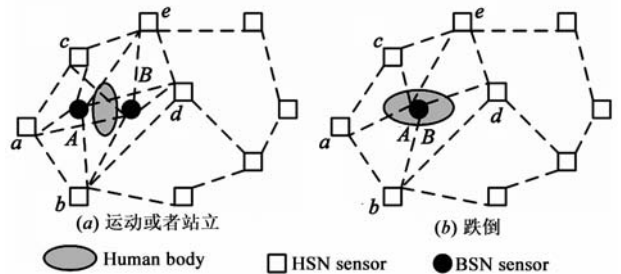


图2 BSN和HSN的相对位置

下面讨论上述过程中需要考虑的三个问题:

(1) 同步问题

所有的信号强度均来自于节点发出的数据包. 因此正确的判定必须依赖于合理的数据发射周期, 即同步问题. 事实上, 精确的时间同步在 WSN 中是一个很难完成的工作, 这里仅仅要求达到可在一定时间限制内收到数据包的大致同步. 可以认为所有的 BSN 节点都处在同一个广播域内. 在每个节点发送数据包时, 都需要附带一个同步序列号 (Synchronization Sequence ID, SSEQID), 且定义能量最强的节点作为同步协调者 (Synchronization Coordinator, SC). 例如, BSN 网关就可以作为 SC. 一旦 SC 被选定, 它将周期性 (可以定义周期为 T) 广播 Beacon 信息, 并在该信息中附带 sseqid; 其他 BSN 节点, 在发送信息时, 总是在自己数据包中附带最新收听到的来自 SC 的 sseqid. 这样 HSN 节点就可以认为带有相同 sseqid 但来自不同 BSN 的信号是“同时”发出的. 表 1 a) 以伪代码的方式给出了同步的过程.

(2) 最小无线相关决策集合

考虑到 WSN 的节能问题, 必须尽可能减少通信数据量, 该机制的通信消耗很大程度上来源于 $R_i(h_i)$ 的维度. 我们期望找到一个较小维度的 $R_i(h_i)$ 从而在较高的准确性和较好的能量有效性方面获得折中. 获得最小无线相关决策集合的方法为: 任何一个 BSN 节点在收到 SC 的 Beacon 信号后, 将计算来自 SC 的 RSSI, 记为 $RSSI_{SC}$, 和一个预先测量好的阈值, 记为 $RSSI_H$, 来源于身体造成的信号衰减的均值. 按式(17)计算出自己发送 Beacon 的退避时间, 记为 T_b .

$$T_b = 0.5T \frac{|RSSI_{SC} - RSSI_H|}{RSSI_H} \quad (18)$$

T 为 SC 的 Beacon 周期. 若在退避期间侦听到其他 BSN 节点发送了 Beacon, 且该节点与自己位于身体同一侧, 则终止退避, 并等待下一个 SC Beacon; 若退避期结束没有收到 Beacon, 则自己发送 Beacon. 该机制将减少中间节点发送 Beacon 的频率, 只有身体两侧相对衰耗最大的节点对广播 Beacon 消息. 表 1 b) 部分以伪代码的方式给出了最小无线相关决策的计算过程.

(3) 跌倒决策方法

通常, 判定老年人是否跌倒都采用集中式的方法. 这里首先介绍两种可行的集中式决策方法: 学习型决策和集中式方法.

学习型决策的基本与本文 3.1 节位置决策的思路一致, 首先在学习阶段, 记录各个测量点被监测对象以各个姿势卧倒时服务器记录各个 HSN 节点转发的信号强度; 在测量阶段, 如果检测到被测对象处于静止状态, 则启动信号匹配机制, 根据相似性, 判定被监测对象处于哪种状态. 集中式方法 (CDA) 的基本思想如下:

在给定的时间窗口内, HSN 节点收到来自 BSN 节点的消息, 更新自己的估计矩阵并转发给中心服务器, 服务器将计算在该时间窗结束时计算全部任意两行之间的 $\rho(i)$, 如果所有的 $\rho(i) \ll 1$, 则按式(17)计算并表决, 获得表决结果后, 根据少数服从多数的原则, 判定是否跌倒.

在不要求很高精度的情况下, 可以尝试使用分布式算法 (DDA) 判定. 该方法的基本思想为: 在给定时间窗口内, HSN 节点收到来自 BSN 节点的消息, 更新自己的估计矩阵并在该时间窗结束时计算全部任意两行之间的 $\rho(i)$, 此时的 $\rho(i)$ 事实上是一个有 $K^2/2$ 个元素的向量. 如果所有的 $\rho(i)$ 成员都远小于 1, 则按式(17)计算并表决, 并将该结果发送给 SC; SC 收到来自 HSN 节点的表决结果后, 根据少数服从多数的原则, 判定是否处于跌倒状态, 并向服务器汇报.

表 1 同步和最小相关决策方法

表 1 同步和最小相关决策方法	
<pre> a) Synchronization //Packt_i: received packet from I; //B_i: received beacon packet from node I; P_i: received power information in Bi about origination node I;SC_i: Synchronization packet from I; while (Packt_i=B_i) {< R_i(h_i), P_i >= B_i; if max(j) >= i { while(j=myself) {SC_id=sseqid; Sseqid++; sent SC_j;}} else {max(j)=i; Sseqid++; sent B_i;}} while (Packt_i=SC_i) { sseqid=SC_j.sseqid; Sent B_i; } </pre>	<pre> while (Packt_i=SC_i) {C=abs(SC_i.RSSI- SC_H.RSSI); T_b=2*(C/SC_H.RSSI)*tao;} while (Packt_i != B_i Packt_i=up_layer) {Timer(T_b);} Sent B_i; </pre>
<pre> b) MRDRS //Packt_i: received packet from I; SC_i: Synchronization packet from I; tau=tao; Rt(hi)=RH_i; Tb=T_b </pre>	<pre> c) DDA /CDA //Packt_i: received packet from I; // Rt(hk)=RH_k; When it is SC. Timer(T_b); Calcu(1) i; if (Calcu(1) i) i=(Calcu(1) i)-1)) {Fall down;} else {return;} //When it is nor SC: while (Packt_i=B_i){ for(j=1:n;j<n+1;j++) {if (i=RH_kj) {U=RSSI(hi)-RSSI-t(hi); Calcu(9); Sent }} else Return; }} </pre>

4 仿真和实验结果

首先通过实验评估 $SCC_i(h_i)$ 在不同时间窗口 w 下的性能. 在实验中一个被监测对象前胸和后背各装配一个传感器节点, 在天花板上放置另一个节点收集来自两个人体传感器节点的信号. 被监测对象在室内活动, 分别重复行走和在地上卧倒的动作, 用天花板节点计算 $SCC_i(h_i)$, 实验结果见表 2. 结果显示当被监测对象移动时, $SCC_i(h_i)$ 较大, 当被监测对象静止时, $SCC_i(h_i) \ll 1$.

利用 MatLab 和 Ommetpp 实现了同步和 Minimum Radio Decision Related Sets 机制, 工作频率为 2.4GHz; 在仿真中利用 Log-distance 模型估测信号衰减的强度, 设置节点发射功率 1mW, 接收灵敏度 -95dBm, 在实验中设置人体的参考衰减 -75dB, 仿真区域为 4m × 4m 的区

域;BSN节点数量从2个到10个,HSN节点数量从3个到15个.首先考察不同BSN节点下Beacon数量随Beacon周期的变化情况,仿真结果见图3.在10个节点时,平均每个节点的Beacon数量为1.35packets/s,在5个节点时,平均每个节点的Beacon数量为1.54packets/s,在2个节点时,平均每个节点的Beacon数量为2.2packets/s.从实验结果可以看出,当BSN节点增加时,Beacon数量并未显著增加,可见最小无线相关决策的方法有效.

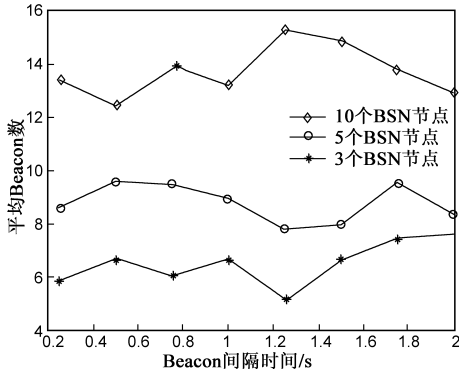


图3 不同Beacon周期下Beacon数量的变化

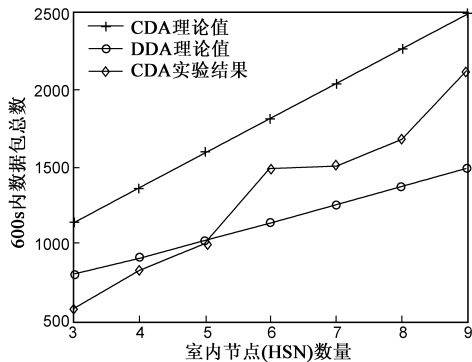


图4 CDA和DDA下的通信花费

通过实验的方法考察了CDA方法的准确性.利用两个MicaZ节点作为BSN节点置于被监测对象前胸和后背,利用2到6个MicaZ节点作锚点收集信号,并获得人体衰减约为24dB,Beacon周期为0.5s,实验在一个6m×5m×2.8m的办公室进行,被测对象或者在室内做随机运动或者卧倒,HSN节点则置于四周墙壁或者天花板上.在实验中收集了600s时间内利用CDA方法生成的数据包数量,检测的错误率(即实际没有跌倒却检测出跌倒的百分比和实际跌倒却没检测出跌倒的百分比)和准确率(即检测正确的百分比),分别见图4~图6.图4列出了仿真状态下和实际状态下的CDA的包数量;实际结果高于仿真结果的原因是实际中的同步、CSMA的信道竞争将造成大量的重传,因此比预期产生20%以上的额外数据.从图5和图6的结果可以看出,CDA方法的虚警率低;但随着锚点的增加,尽管CDA的预测准确性有所增加,但更多的HSN节点并不能进一

步增加系统的准确性,反而造成数据量的增加.由实验知锚点以3~4个为宜.

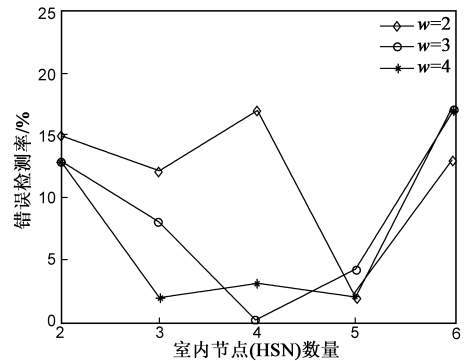


图5 不同HSN节点条件下检测跌倒行为平均错误率

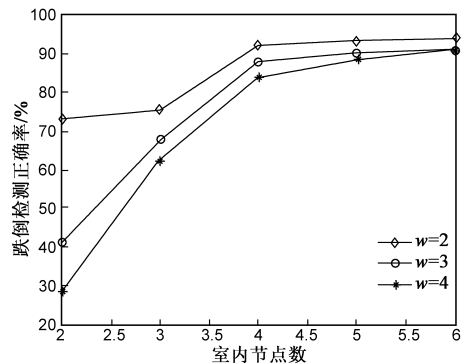


图6 不同HSN节点条件下检测跌倒行为平均正确率

表2 SCC随不同时间窗的变化情况

W unit windows(0.23s)	2	3	4	5	6
Aver(SCC ₁₀ (h _i)) of random movement	0.476	0.363	0.284	0.1809	0.1684
Aver(SCC ₁₀ (h _i)) of quiescence	0.0	0.0	0.0	0.005	0.0441

5 结论

电波传播会因人体产生衰减,在无线传感器网络中,这种衰减通常会降低通信质量,影响定位精度.然而这种衰减并非没有益处,本文利用人体引起的信号衰减,在不显著增加通信开销的基础上,提出了一种老年人跌倒的检测方法,给出了最小通信决策集合的概念,通过对比最小通信决策集,提出了分布式和集中式跌倒行为检测算法.利用仿真工具分析了上述方法的通信开销,利用MicaZ节点实现了基于集中式检测方法并进行了实验.结果证明本方案不仅具备可用性和还具有较高的准确性.

参考文献:

[1] H Rashvand, V Salcedo, E Sanchez, et al. Ubiquitous wireless telemedicine[J]. IET Communications, 2008, 2(2): 247 - 254.
 [2] 陈桂中,董力达.基于位姿评估的无线传感器网络自主移

- 动节点定位技术[J]. 电子学报, 2008, 36(12): 2428 - 2432.
CHEN Gui-zhong, DONG Li-da. A novel localization algorithm for mobile sensor Node[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(12): 2428 - 2432. (in Chinese)
- [3] J Chen, K Kwong, D Chang, et al. Wearable sensors for reliable fall detection[A]. Proceedings of 27th IEEE Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology[C]. Shanghai, China: IEEE Press, 2005. 3551 - 3554.
- [4] Z Fu, E Culurciello, P Lichtsteiner, et al. Fall detection using an address-event temporal contrast vision sensor[A]. Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems[C]. Washington, USA: IEEE Press, 2008. 424 - 427.
- [5] H R Yan, Y Xu, M Gidlund, et al. An experimental study on home-wireless passive positioning[A]. Proceedings of 2nd International Conference on Sensor Technologies and Applications[C]. Paris, France: IEEE CS Press, 2008. 223 - 228.
- [6] D M Karantonis, M R Narayanan, M Mathie, et al. Implementation of a real-time human movement classifier using a tri-axial accelerometer for ambulatory monitoring[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2006, 10(1): 156 - 167.
- [7] Anthony Almudevar, Adrian Leibovici, Aleksey Tentler. Home monitoring using wearable radio frequency transmitters[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2008, 42(2): 109 - 110.
- [8] M J Mathie, B G Celler, N H Lovell, et al. Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 2004, 42(5): 679 - 687.
- [9] H Nait-Charif, S J McKenna. Activity summarization and fall detection in a supportive home environment[A]. Proceedings of 17th International Conference on Pattern Recognition[C]. Cambridge, UK: IEEE CS Press, 2004. 323 - 326.
- [10] H Huo, W Shen, Y Xu, et al. The effect of human activities on 2.4 GHz radio propagation at home environment[A]. Proceedings of 2nd IEEE International Conference on Broadband Network and Multimedia Technology[C]. Beijing, China: IEEE Press, 2009. 95 - 99.
- [11] Robert Steele, Chris Secombe, Wayne Brookes. Using wireless sensor networks for aged care: the patient's perspective[A]. Proceedings of Pervasive Health Conference and Workshops[C]. Innsbruck, Austria: IEEE Press, 2006. 1 - 10.
- [12] B Uğur Töreyn, Yiğithan Dedeoğlu, A Enis Cetin. HMM based falling person detection using both audio and video[A]. Proceedings of Computer Vision in Human-Computer Interaction (LNCS 3766)[C]. Beijing, China: Springer-Verlag, 2005. 211 - 220.

作者简介:



霍宏伟 男, 1982年4月出生于内蒙古赤峰市, 毕业于北京交通大学下一代互联网互联设备国家工程实验室. 现为中国科学技术交流中心助理研究员. 目前主要从事医疗护理无线传感器网络研究工作.

E-mail: hwhuo@bjtu.edu.cn



张宏科 男, 1957年9月出生于山西大同, 北京交通大学教授、博士生导师. 目前主要从事下一代信息网络关键理论与技术的研究工作.

E-mail: hkzhang@center.njtu.edu.cn



Youzhi Xu 男, 瑞典籍, 瑞典延雪平大学工学院(JTH)教授. 目前主要从事信息网络关键理论与技术和无线传感器网络技术的研究.

E-mail: xuyo@jth.hj.se