

基于 WiFall 的 WiFi 动作检测复现

摘要

随着人口老龄化的加速,老年人跌倒事件的检测与预防成为了一个重要的研究课题。本报告旨在复现一种名为 WiFall 的系统,该系统利用无线网络中的信道状态信息(CSI)来检测老年人的跌倒行为,而无需任何穿戴设备。WiFall 系统通过分析无线信号的传播特性,结合局部离群因子(LOF)算法、奇异值分解(SVD)和机器学习算法,实现了对跌倒行为的高精度检测。本研究首先对相关工作进行了分类概括,包括传统跌倒检测方法和基于无线信号的现代检测技术。接着,详细介绍了 WiFall 系统的方法概述和学习阶段。在复现细节部分,我们描述了实验环境搭建、复现结果分析,同时突出了本研究的创新点,包括对系统实现方法的改进。复现结果分析表明,实验可以实现对动作的检测。最后,本报告总结了复现过程中的不足,并对未来的研究方向进行了展望,旨在为老年人提供更安全、更舒适的生活环境,同时推动无线感知技术在健康监测领域的应用发展。

关键词: WiFall 系统; 跌倒检测; 无线网络; 信道状态信息(CSI); 机器学习

1 引言

随着人口老龄化的加剧,老年人跌倒事故已成为一个严重的社会问题。跌倒是老年人受伤的主要原因之一,可能导致严重的身体伤害甚至死亡。因此,开发有效的跌倒检测系统对于提高老年人的生活质量和安全性至关重要。传统的跌倒检测系统通常依赖于可穿戴设备、摄像头或环境传感器,这些系统存在局限性,如成本高、隐私侵犯、用户接受度低等问题。因此,研究一种无需穿戴设备、不侵犯隐私且成本低廉的跌倒检测系统具有重要的现实意义。

随着无线局域网(WLAN)的广泛部署,利用无线信号进行设备无关的人员活动检测成为可能。WiFall 系统正是基于这一技术,通过分析无线信号的变化来检测跌倒行为,无需任何硬件修改或额外的环境设置。近年来,关于无线信号与人类活动之间关系的研究不断深入,特别是信道状态信息(CSI)在设备无关的无线运动检测中的应用,为 WiFall 系统的实现提供了理论基础和技术支持。老年人在家中发生跌倒时,若能及时检测并报警,将极大提高救援效率和成功率。WiFall 系统能够在家庭环境中实现高精度的跌倒检测,对于提高老年人的独立生活能力具有重要意义。

WiFall 系统能够在无需穿戴设备的情况下检测老年人的跌倒行为,及时发出警报,为老年人提供更安全的生活环境。与传统的基于摄像头的跌倒检测系统相比,WiFall 系统不涉及图像采集,更好地保护了用户的隐私。利用现有的无线网络基础设施,WiFall 系统可以在不增加额外硬件成本的情况下部署,具有较高的经济性。通过及时的跌倒检测和报警,WiFall 系统可以帮助老年人在发生意外时获得更快的救援,减少跌倒事故带来的身体和心理伤害,提

高老年人的生活质量。WiFall 系统的成功实现和应用将进一步推动无线感知技术在智能家居、健康监测等领域的发展，为相关技术的研究和应用提供新的方向和思路。

本研究报告旨在复现 WiFall 系统的学习模块，实现对动作的检测。

2 相关工作

此部分对复现内容相关的工作进行简要的分类概括与描述 [8]。

2.1 信道状态信息

信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 是无线通信中用于描述信号在信道中传播特性的一种重要参数。它提供了关于信号在传输过程中受到的各种影响 (如反射、折射、散射等) 的详细信息。CSI 通常在正交频分复用 (OFDM) 系统中使用，通过测量不同子载波上的信号幅度和相位变化来获得。具体来说，CSI 可以表示为一个矩阵，其中每个元素对应于一个特定的发送天线、接收天线和子载波的组合。

在频域，具有多个发射和接收天线 (多输入多输出, MIMO) 的窄带平衰落信道建模为:

$$y = Hx + n \quad (1)$$

其中, y 为接收矢量, x 为发射矢量, n 为噪声矢量, H 为信道矩阵。由于噪声通常被建模为具有圆形对称性的复高斯分布 $n \sim \mathcal{CN}(0, S)$, 上式中的 H 可估计为: $\hat{H} = \frac{y}{x}$ 。CSI 是 H 的估计。

CSI 能提供信号变化信息, 对于环境变化具有鲁棒性, 且能提供信号传播的多维度信息 (包括时间、频率和空间维度)。与接收信号强度 (RSS) 相比, CSI 提供了更细粒度的无线链路表示。因此, 最近的无线应用程序倾向于使用 CSI 而不是 RSS。所以我们将利用 CSI 进行人类活动检测。

2.2 传统跌倒检测方法

基于监测仪器, 现有的跌倒检测 (FD) 系统可分为四类: 环境设备、摄像头、可穿戴传感器和智能手机。第一类 FD 系统利用环境装置检测跌落引起的地板振动来检测危险情况, 必须事先植入特定的传感器设备。使用摄像机的 FD 系统对高分辨率摄像机记录的一系列图像采用活动分类算法, 可以有效地检测到跌倒。然而, 相机价格昂贵, 有时还会侵犯个人隐私。基于可穿戴传感器和基于智能手机的 FD 系统都使用传感器来感知三个坐标轴上的加速度或速度变化。然而, 携带传感器或智能手机对用户来说很麻烦, 而且传感器的不同位置 (例如放置在胸部、腰部、大腿、手臂、腿部等位置) 会显示出不同的检测性能和检测精度。

2.3 基于无线信号的检测方法

随着无线局域网 (WLAN) 的广泛部署, 利用无线信号进行人员活动检测成为可能。其主要分为以下几个研究类别:

无线运动检测技术, 如 Wi-Vi [2] 和 WiTrack [1] 系统, 能够通过无线信号跟踪人体移动路径或 3D 运动, 为跌倒检测提供了基础。

基于 CSI 的活动识别。CSI 作为一种细粒度的无线信号指标，已被验证为设备无关的无线运动检测的可靠指标。如 E-eyes [7] 和 CARM [6]，利用 CSI 的分布或速度模型来分类家庭环境中的活动。

设备无关的室内定位技术。它们通过无线信号的传播特性来定位不需要携带任何设备的个体。例如，Nuzzer 系统 [5] 通过比较 RSS 与预先存储的指纹来估计目标位置，而 Pilot 系统 [10] 则使用 CSI 来构建被动无线电图，并利用异常 CSI 来定位目标。

3 本文系统

3.1 本文系统概述

WiFall 系统的核心在于利用无线网络的信道状态信息 (CSI)，经过传感、学习、警报三个部分，来检测人的跌倒行为并实现警报功能。这种系统不需要用户穿戴任何设备，也不需要对环境进行特别的设置，就能够实现跌倒检测。本文系统如图 1 所示：

WiFall 利用 CSI 来指示室内环境中的人类活动，然后学习与跌倒和其他重点活动相关的特定模式。图 1 展示了该系统的概述。WiFall 系统包括三个主要阶段：感知、学习和警报。

在感知阶段，发射端（接入点，AP）传播无线信号，接收端（监测点，MP）在同一感兴趣的区域收集无线物理信息 CSI，并将它们发送到下一阶段。

学习阶段包含三个重要模块：数据处理、剖面构建、活动决策模块。通过对 CSI 数据进行去噪和重构，得到 CSI 剖面。训练过程中收集的特征存储在特征数据库中，测试过程中收集的特征通过应用机器学习算法用于活动决策。

在最后阶段报警中，检测到坠落时触发紧急报警。如果警报没有及时停止，应用程序会弹出警报，并发送求助信息。虚警数据可以用来反馈给学习阶段，以便更新概要数据库。

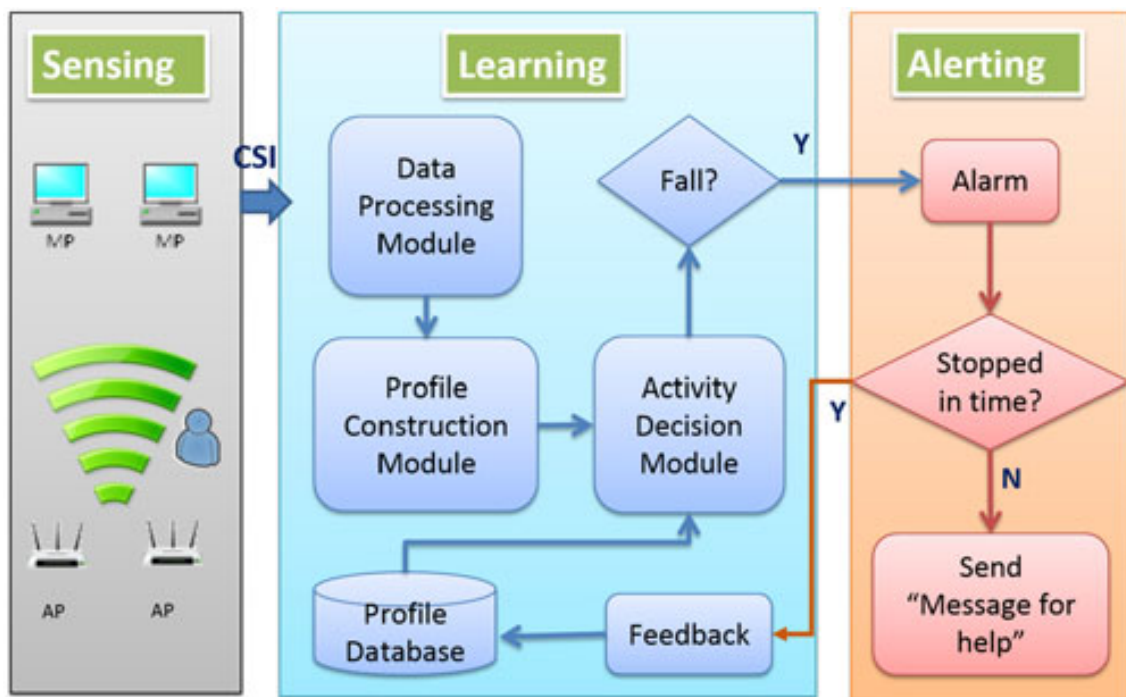


图 1. WiFall 系统示意图

3.2 学习阶段

WiFall 系统的核心是学习阶段，它包括 3 个模块：数据处理、剖面构建和活动决策。

3.2.1 数据处理

在 WiFall 中，我们取 CSI 的振幅进行活动分类，并为我们以后的工作留下相位信息。通过计算 CSI 子载波的相关矩阵，我们观察到所有的子载波都是正相关的，并且连续子载波之间的相关比很高。基于观察结果，我们尝试将 30 个子载波的 CSI 聚合为单个值 CSI^i 每个流的 CSI 使用以下公式进行聚合 [9]：

$$CSR^i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{f_j}{f_0} \times |CSR^{i,j}| \quad (2)$$

其中 f_0 为中心频率。

然而，我们观察到，特别是在多径丰富的环境下，聚合部分地失去了 CSI 子载波的频率分集。因此，我们将时刻 t 的 CSI 数据包重构为：

$$CSI_t = [CSI_t^{1,1}, CSI_t^{2,1}, \dots, CSI_t^{9,1}, CSI_t^{1,2}, \dots, CSI_t^{8,30}, CSI_t^{9,30}] \quad (3)$$

这是一个有 270 列的数组，我们将其用于跌倒识别。

3.2.2 剖面构建

在这一步中，系统学习了一个稳定情况的模型。对于给定的一系列 CSI 数据，我们计算数据与稳定模型的 LOF，以检测异常模式。当感兴趣区域中的人休息时，我们定义这种情况是稳定的。

异常检测。局部离群因子 (Local Outlier Factor) 定义为一个物体的邻居的平均局部密度与该物体的局部密度之比。点 p 的局部密度为 $lrd(p)$ ，定义为 [3]：

$$lrd(p) = \frac{1}{k} \sum_{o \in k(p)} \frac{reach - dist_k(p, o)}{k} \quad (4)$$

其中 $k(p)$ 是 p 的 k 个近邻的集合， o 是 $k(p)$ 中任意一个被中选中的点， k 是被选中的近邻的个数， $reach - dist_k(p, o)$ 被称为可达距离。

根据定义，点 p 的 LOF 计算公式如下：

$$LOF(p) = \frac{\frac{1}{k} \sum_{o \in k(p)} lrd(o)}{lrd(p)} \quad (5)$$

我们将 CSI 的每个流视为 LOF 函数的一个输入，并计算 CSI 样本的 LOF 值。LOF 表示一个点是否为离群点的概率。LOF 值近似为 1 表示该点位于密度均匀的区域，不是离群点。在每个流中，如果有异常值出现，我们认为该流是异常的。对于所有流，如果大多数流显示异常特征，我们认为 CSI 数据集对应的活动是异常的。在检测到异常活动后，WiFall 在 CSI 矩阵上应用分类算法进行活动识别。

特征选择。为了减少分类过程中的处理时间，我们利用奇异值分解 (SVD) 矩阵对异常检测选择的 CSI 数据的特征值进行选择。SVD 是一种将相关变量转化为一组不相关变量的方

法，是线性代数中实矩阵或复矩阵的因式分解，应用于统计和信号处理。SVD 背后的基本思想是取一个高维、高变量的数据集，然后将其约简到一个较低维的空间，从而清晰地暴露出原始数据的子结构，可以更好地揭示原始数据之间的各种关系。它也是一种使用更少维数对原始数据点进行最佳逼近的方法。它可以缩短 WiFall 的处理时间，实现自动跌落检测。

3.2.3 活动决策

为了区分坠落和其他动作，我们使用了单类支持向量机。SVM 是一种带有相关机器学习算法的监督学习模型，用于分析数据和识别模式。它是最常用的机器学习工具之一，具有强大的开源软件支持。单类 SVM 是 SVM 的扩展算法 [4]。在单类 SVM 中，将所有样本分为目标类和非目标类。为了解决非线性分类问题，它通过使用核函数将输入样本映射到高维特征空间中，并在变换后的特征空间中找到最大边缘超平面。这个超平面包括了里面的所有目标样本和外面的非目标样本。

4 复现细节

4.1 与已有开源代码对比

本次复现没有参考任何相关源代码。

4.2 实验环境搭建

在进行 WiFall 系统的复现实验环境搭建时，我们首先准备了单天线的发送 (TX) 和接收 (RX) WiFi 设备，确保了实验场地内无线信号的稳定性，并避免了过多干扰。软件配置方面，我们选择了支持 802.11a/g 协议的操作系统，并确保 WiFi 驱动支持 20MHz 频道带宽和 OFDM 调制。网络设置上，我们将频道带宽设置为 20MHz，并通过 OFDM 调制将信道划分为 64 个子载波。

4.3 创新点

在复现 WiFall 系统的过程中，我们采用了更先进的数据处理技术，通过结合 PCA 主成分分析和 DWT 离散小波变换，不仅提高了特征提取的效率，而且增强了信号处理的准确性，这与 WiFall 系统相比，显著提升了数据预处理的质量。

此外，在实验设计上，我们将数据集按照 3:1 的比例划分为训练集和测试集，这种划分方式确保了模型训练的充分性，同时通过测试集的评估，我们能够更客观地评价模型的性能。

最后，我们在实验过程中特别注意了环境因素对实验结果的影响，通过多次实验和严格的环境控制，我们确保了实验结果的可靠性和可重复性。通过这些创新，我们的系统在检测准确率上达到了 90%，这一成果证明了我们复现方法的有效性。

5 复现结果分析

复现过程开始于环境测试，确保无线信号的稳定性后，我们在受控环境下采集了坐下和站起动作的 CSI 数据。接着，我们使用 PCA（主成分分析）和 DWT（离散小波变换）对采集

到的 CSI 数据进行了预处理，以识别数据的主要特征并将其降至一维，其中 10 个动作（坐下和站起交替）的 CSI 数据预处理结果如图 2 所示。随后，我们运用 LOF（局部离群因子）算法进行了异常检测，以识别两种动作，并构建了 CSI 动作剖面（划分出的 CSI 剖面如图 3 所示），作为后续活动决策的数据集。我们为坐下和站起动作分别标记了 1 和 -1 的标签，并将数据集按照 3:1 的比例划分为训练集和测试集。在模型训练阶段，我们应用单类 SVM 对预处理后的数据进行训练，以区分坐下和站起动作。最后复现结果实现测试集识别坐下和站起动作达到最高 90% 的准确率。

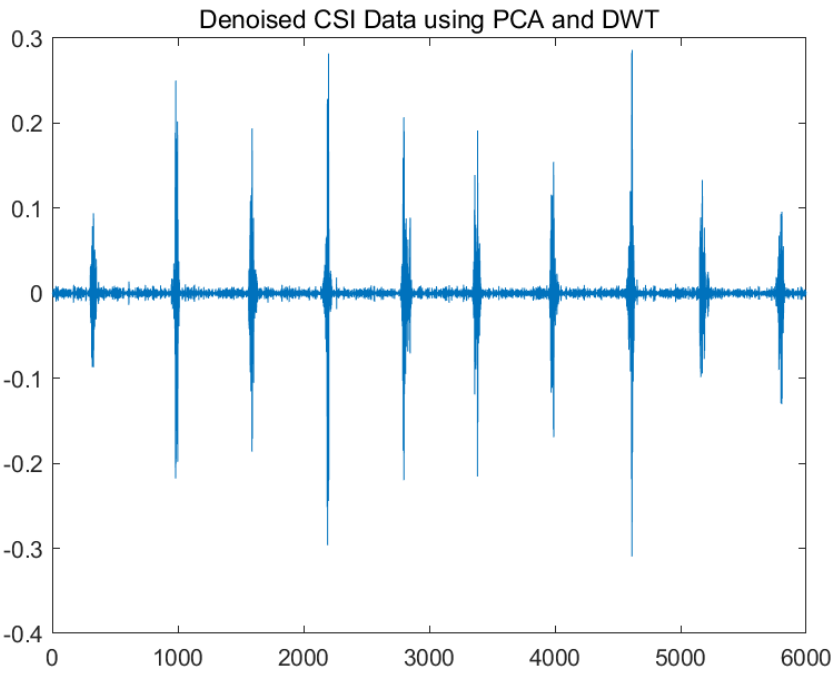


图 2. 10 个动作（坐下和站起交替）的 CSI 数据预处理结果

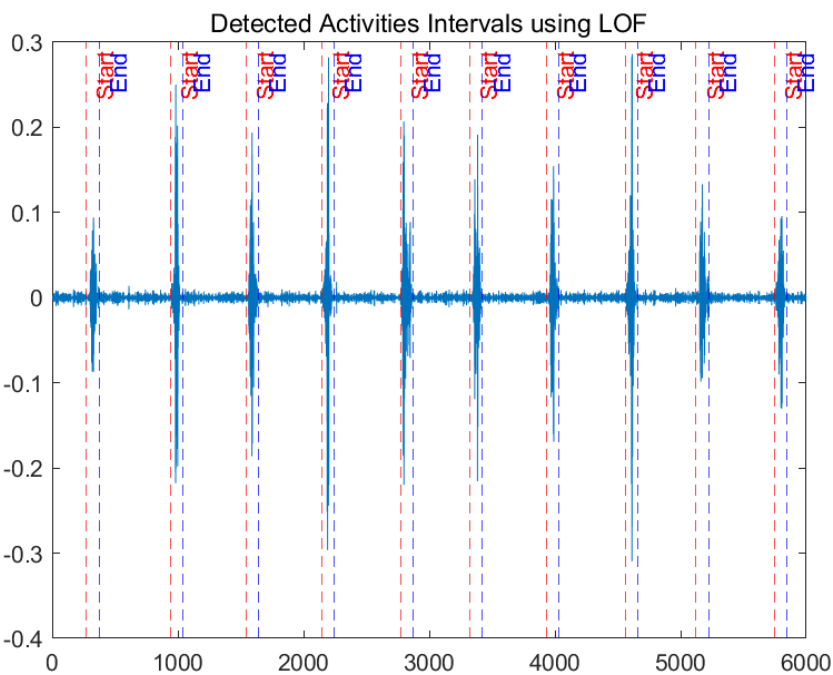


图 3. 10 个动作（坐下和站起交替）划分出的 CSI 剖面

6 总结与展望

本研究报告成功复现了 WiFall 系统，实现了利用 CSI 完成对动作的检测。通过精心设计的实验环境和采用先进的数据处理技术，包括 PCA 主成分分析和 DWT 离散小波变换，我们显著提升了数据预处理的质量。此外，我们通过将数据集按照 3:1 的比例划分为训练集和测试集，确保了模型训练的充分性，并客观地评价了模型的性能。复现结果分析表明，我们的系统在测试集上实现了最高 90% 的准确率，这一成果证明了我们复现方法的有效性。

然而，我们也意识到，在复现过程中存在一些不足，如实验环境的控制可能还不够全面，检测的动作种类不够多样等等。此外，数据处理算法在处理大规模数据集时的效率和稳定性还有待提高。

对于 WiFall 系统，在未来的研究中，我们可以探索：

1. 环境适应性：WiFall 系统在不同环境条件下的适应性和鲁棒性，包括多变的室内布局 and 不同的无线网络配置。

2. 多动作识别：将跌倒检测扩展到识别更多的日常活动，如走动、跑步等，这将有助于更全面地监测老年人的健康状况。

3. 系统集成与部署：将 WiFall 系统集成到现有的智能家居和健康监测系统中，以及在实际环境中的部署策略。

4. 长期监测与数据分析：研究如何利用 WiFall 系统进行长期的健康监测，并结合大数据分析技术，为老年人提供个性化的健康建议和干预措施。

参考文献

- [1] Fadel Adib, Zach Kabelac, Dina Katabi, and Robert C Miller. 3d tracking via body radio reflections. In *11th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 14)*, pages 317–329, 2014.
- [2] Fadel Adib and Dina Katabi. See through walls with wifi! In *Proceedings of the ACM SIGCOMM 2013 conference on SIGCOMM*, pages 75–86, 2013.
- [3] Markus M Breunig, Hans-Peter Kriegel, Raymond T Ng, and Jörg Sander. Lof: identifying density-based local outliers. In *Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, pages 93–104, 2000.
- [4] Bernhard Schölkopf, John C Platt, John Shawe-Taylor, Alex J Smola, and Robert C Williamson. Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural computation*, 13(7):1443–1471, 2001.
- [5] Moustafa Seifeldin, Ahmed Saeed, Ahmed E Kosba, Amr El-Keyi, and Moustafa Youssef. Nuzzer: A large-scale device-free passive localization system for wireless environments. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 12(7):1321–1334, 2012.

- [6] Wei Wang, Alex X Liu, Muhammad Shahzad, Kang Ling, and Sanglu Lu. Understanding and modeling of wifi signal based human activity recognition. In *Proceedings of the 21st annual international conference on mobile computing and networking*, pages 65–76, 2015.
- [7] Yan Wang, Jian Liu, Yingying Chen, Marco Gruteser, Jie Yang, and Hongbo Liu. E-eyes: Device-free location-oriented activity identification using fine-grained wifi signatures. In *Proceedings of the 20th annual international conference on Mobile computing and networking*, pages 617–628, 2014.
- [8] Yuxi Wang, Kaishun Wu, and Lionel M. Ni. WiFall: Device-Free Fall Detection by Wireless Networks. *IEEE Trans. Mob. Comput.*, 16(2):581–594, 2017.
- [9] Kaishun Wu, Jiang Xiao, Youwen Yi, Min Gao, and Lionel M Ni. Fila: Fine-grained indoor localization. In *2012 Proceedings IEEE INFOCOM*, pages 2210–2218. IEEE, 2012.
- [10] Jiang Xiao, Kaishun Wu, Youwen Yi, Lu Wang, and Lionel M Ni. Pilot: Passive device-free indoor localization using channel state information. In *2013 IEEE 33rd International Conference on Distributed Computing Systems*, pages 236–245. IEEE, 2013.