**跌倒检测方案分析论文笔记**

**1.使用数据：**

**1.1幅值：**

14-Infocom-WiFall Device-free Fall Detection by Wireless Networks

17-TMC-WiFall Device-Free Fall Detection by Wireless Networks

19-SECON-Commercial WiFi Based Fall Detection with Environment Influence Mitigation

17-IMWUT-FallDeFi Ubiquitous Fall Detection using Commodity Wi-Fi Devices

20-CISS-Towards\_a\_Robust\_WiFi-based\_Fall\_Detection\_with\_Adversarial\_Data\_Augmentation1

20-ICASSP-A\_WiFi-Based\_Passive\_Fall\_Detection\_System(DTW区别不同加速度波形)

20-IEEE Trans-A\_WiFi-Based\_Smart\_Home\_Fall\_Detection\_System\_Using\_Recurrent\_Neural\_Network

**1.2幅值和相位：**

17-TMC-RT-Fall A Real-Time and Contactless Fall Detection System with Commodity WiFi Devices

（活动识别）17-CM-A Survey on Behavior Recognition Using WiFi Channel State Information

21-Internet Things J-FallViewer\_A\_Fine-Grained\_Indoor\_Fall\_Detection\_System\_With\_Ubiquitous\_Wi-Fi\_Devices

20-ICE\_ITMC-WiFi-based\_In-home\_Fall-detection\_Utility\_Application\_of\_WiFi\_Channel\_State\_Information\_as\_a\_Fall\_Detection\_Service

20-IEEE Trans-A\_WiFi-Based\_Smart\_Home\_Fall\_Detection\_System\_Using\_Recurrent\_Neural\_Network（相位差）

**1.3多普勒频谱：**

21-Sensors-Influence of the Antenna Orientation on WiFi-Based Fall Detection Systems

20-GLOBECOM-Wi-Fi-CSI-based\_Fall\_Detection\_by\_Spectrogram\_Analysis\_with\_CNN

**2.迁移方法：**

**2.1监督学习：**

**预处理-SVM：**

17-TMC-WiFall Device-Free Fall Detection by Wireless Networks

14-Infocom-WiFall Device-free Fall Detection by Wireless Networks

17-TMC-RT-Fall A Real-Time and Contactless Fall Detection System with Commodity WiFi Devices

20-IEEE Trans-A\_WiFi-Based\_Smart\_Home\_Fall\_Detection\_System\_Using\_Recurrent\_Neural\_Network（相位差）

**预处理-LSTM：**

（活动识别）17-CM-A Survey on Behavior Recognition Using WiFi Channel State Information

**2.2微调：**

**预处理-SVM：**

19-SECON-Commercial WiFi Based Fall Detection with Environment Influence Mitigation

**2.3提取环境无关信号特征：**

**预处理-PCA-SVM：**

17-IMWUT-FallDeFi Ubiquitous Fall Detection using Commodity Wi-Fi Devices

21-Sensors-Influence of the Antenna Orientation on WiFi-Based Fall Detection Systems

**信号处理-PCA-LIBSVM：**

21-Internet Things J-FallViewer\_A\_Fine-Grained\_Indoor\_Fall\_Detection\_System\_With\_Ubiquitous\_Wi-Fi\_Devices

**信号处理-CNN：**

20-GLOBECOM-Wi-Fi-CSI-based\_Fall\_Detection\_by\_Spectrogram\_Analysis\_with\_CNN

**信号处理-DNN：**

20-ICE\_ITMC-WiFi-based\_In-home\_Fall-detection\_Utility\_Application\_of\_WiFi\_Channel\_State\_Information\_as\_a\_Fall\_Detection\_Service

**预处理-RNN：**

20-IEEE Trans-A\_WiFi-Based\_Smart\_Home\_Fall\_Detection\_System\_Using\_Recurrent\_Neural\_Network

**2.4数据增强：**

**生成数据-LSTM：**

1. CISS-Towards\_a\_Robust\_WiFi-based\_Fall\_Detection\_with\_Adversarial\_Data\_Augmentation1

**3.迁移对象**

**3.1不同房间：**

19-SECON-Commercial WiFi Based Fall Detection with Environment Influence Mitigation

20-CISS-Towards\_a\_Robust\_WiFi-based\_Fall\_Detection\_with\_Adversarial\_Data\_Augmentation1

20-GLOBECOM-Wi-Fi-CSI-based\_Fall\_Detection\_by\_Spectrogram\_Analysis\_with\_CNN

**3.2家具变化、时间变化：**

17-IMWUT-FallDeFi Ubiquitous Fall Detection using Commodity Wi-Fi Devices

**3.3不同房间、不同人：**

21-Internet Things J-FallViewer\_A\_Fine-Grained\_Indoor\_Fall\_Detection\_System\_With\_Ubiquitous\_Wi-Fi\_Devices

**3.4不同人：**

21-Sensors-Influence of the Antenna Orientation on WiFi-Based Fall Detection Systems

（活动识别）17-CM-A Survey on Behavior Recognition Using WiFi Channel State Information

20-ICE\_ITMC-WiFi-based\_In-home\_Fall-detection\_Utility\_Application\_of\_WiFi\_Channel\_State\_Information\_as\_a\_Fall\_Detection\_Service

20-IEEE Trans-A\_WiFi-Based\_Smart\_Home\_Fall\_Detection\_System\_Using\_Recurrent\_Neural\_Network

|  |
| --- |
| 14-Infocom-WiFall Device-free Fall Detection by Wireless Networks |
|  |
| 摘要——世界人口正处于独特且不可逆转的老龄化进程之中。秋季是老年人独立生活的主要健康威胁和障碍之一，将加剧全球老年人保健和伤害救援的压力。因此，非常需要自动跌倒检测。当前提议的跌倒检测系统要么需要硬件安装，要么扰乱人们的日常生活。这些限制使得很难在住宅环境中广泛部署跌倒检测系统。在这项工作中，我们分析了考虑人类活动影响的无线信号传播模型。然后，我们提出了一种基于先进无线技术的新颖且真正不引人注目的检测方法，我们称之为 WiFall。 WiFall 使用信道状态信息 (CSI) 的时间可变性和特殊多样性作为人类活动的指标。由于 CSI 在流行的使用中的无线基础设施中很容易获得，WiFall 不再需要硬件修改、环境设置以及穿戴或携带的设备。我们在配备商用 802.11n NIC 的笔记本电脑上实施 WiFall。研究了两种典型的室内场景和几种布局方案。实验结果表明，WiFall 检测精度达到 87%，误报率平均为 18%  1629781833(1)  1629782555(1)  学习阶段有四个模块，分别是数据处理、异常检测、活动分类和反馈。 它们在应用服务器上实现。 首先需要数据过滤技术，因为无线信号也会受到温度、气压和湿度等环境变化的影响。 然后应用移动平均来减少数据中的噪声。   1. 数据处理：CSI在30个子载波和9个流中采集，体现了信号在频率和空间上的多样性。 我们分析 CSI 的属性并选择最好的进行检测。 此外，除人类活动外，CSI 还受到环境噪声的轻微影响。 为了减少噪音，我们用加权移动平均来平滑 CSI。 2）异常检测：静态人体不影响时域CSI。 人类活动，如走、坐、起和跌倒是活跃的，会导致CSI的方差。 与静止相比，人类活动可视为异常。 并被异常检测算法检测到。3）活动分类：几个人体运动会导致CSI的异常模式。 通过异常检测很难区分它们。 所以需要更多的特征，我们使用一类支持向量机算法来识别其他人体运动的跌倒。   基于这两个观察，我们将 30 个子载波中的 CSI 聚合为一个单值 CSIi（i 是流编号）。 可以采用几种方法。 一种简单的方法是获得五个连续子载波的平均 CSI。 最后，我们在一个时间点得到九个 CSI 值。  引入局部异常因子（LOF）作为异常检测的可疑分数。 LOF 首先由 Markus M. Breunig 等人提出。 [19] 通过测量给定数据点相对于其 k 最近邻点的局部密度来寻找异常数据点。 局部密度是通过从其邻居可以到达某个点的特定距离来估计的  The experiments are conducted in three scenarios: chamber, laboratory and dormitory. Activities set tested in chamber is {**sit, stand up, fall**}. Activities set tested in the remaining two scenarios are {**walk, sit, stand up, fall**}.  1629784368(1) |

|  |
| --- |
| 17-TMC-WiFall Device-Free Fall Detection by Wireless Networks |
|  |
| 在具有不同 Tx-Rx 布局方案的三种典型室内场景中，对笔记本电脑上配备的商用 802.11n NIC 的 WiFall 进行了广泛评估。 测量结果表明，WiFall 可以在所有测试场景中使用基于随机森林的分类实现 94% 的平均检测准确率。 此外，WiFall 可以扩展用于识别其他人类活动。  4.4 活动决策 WiFall 中应用了两种分类算法来检测跌倒。 为了区分跌倒与其他运动，我们首先采用基于从轮廓构建模块中提取的特征的一类支持向量机（SVM）。 为了进一步提高检测精度并减少误报，随机森林（RF）被应用于WiFall系统。 |

|  |
| --- |
| 19-SECON-Commercial Wi-Fi Based Fall Detection with Environment Influence Mitigation |
|  |
| 摘要——在室内跌倒检测的迫切需求的推动下，探索基于 WiFi 的跌倒检测技术取得了重大进展，该技术利用商业 Wi-Fi 信号收集的信息来推断跌倒，而无需携带专用设备。现有的基于商业 Wi-Fi 的跌倒检测系统虽然在某些情况下产生了相当好的性能，但面临着重大挑战。到达接收设备的 Wi-Fi 信号通常携带大量特定于发生跌倒环境的信息。由于这个原因，在一个特定环境中训练的跌倒检测模型在另一个环境中不能很好地工作。此外，在每个新环境中获取足够的数据并重建跌倒检测模型是一项劳动密集型和耗时的工作。为了应对这一挑战，我们提出了 TL-Fall，一种基于迁移学习的设备自由落体检测系统。具体来说，跌倒检测模型使用标记数据进行训练，以在旧环境中获取知识。有了派生的知识，在新环境中工作的跌倒检测模型可以只用少量标记数据进行训练。有效的跨环境知识重用减轻了环境影响并保持了令人满意的跌倒检测精度。广泛的实验是在典型的室内环境中对 TL-Fall 进行的。实验结果证明了TL-Fall的优越有效性，跌倒检测灵敏度平均为86.83%，跌倒检测特异性平均为84.71%。  1629789989(1)  **需要少量目标域标记数据**   1. SVMT L 可用性：跌落和非跌落活动将在连续的 CSI 流中标记。上述8个提取的特征，记为F，连同对应的标签，记为L，输入SVM分类器训练SVM模型。为了解决非线性分类问题，将输入样本投影到高维特征空间，以找到最大边距超平面。超平面由 f(x) = w T x + b 表示，其中 w 是决定超平面方向的权重向量，b 是指距原点的偏置距离，x 是特征向量。一般情况下，如果 SVM 分类器直接使用目标域中的少量标记数据进行训练，则 SVM 分类器会因为缺乏足够的样本数据而表现不佳 [27]。因此，为了解决这个问题，TL-Fall 采用基于参数的迁移学习方法来提高 SVM 分类器在目标域中的性能。在源域训练 SVM 分类器后，可以将重要参数 ws 导出到目标域。然后将其带入 SVMT L 的目标函数，制定如下优化问题：   公式看论文 |
| 17-TMC-RT-Fall A Real-Time and Contactless Fall Detection System with Commodity WiFi Devices |
|  |
| 摘要——本文介绍了 RT-Fall 的设计和实现，RT-Fall 是一种使用商用 WiFi 设备的实时、非接触式、低成本但准确的室内跌倒检测系统。 RT-Fall 利用商用 WiFi 设备中可访问的细粒度信道状态信息 (CSI) 的相位和幅度，首次实现了自动实时分割和检测跌落的目标，这允许用户执行无需在身上佩戴任何设备即可自然而持续地进行日常活动。这项工作做出了两个关键的技术贡献。首先，我们发现两个天线上的 CSI 相位差是比活动识别幅度更敏感的基础信号，这可以非常可靠地分割跌倒和类似跌倒的活动。其次，我们发现了时频域下降的急剧功率分布下降模式，并进一步利用新特征提取和准确的下降分割/检测的洞察力。在四个室内场景中的实验结果表明，RT-fall 始终优于最先进的方法 WiFall，灵敏度平均高 14%，特异性高 10%。  1629949348(1)  之前的工作 [29] 确实利用了上述特征进行实时活动分割，这被称为异常检测。 然而，我们认为它在两个方面过度简化了问题，这限制了它的适用性：首先，假设受试者停留在一个受控环境中，其中只执行了一些预定义的活动。 因此，当执行各种未定义的人类活动时，系统将失败。 其次，两个预定义的活动应该被中间的一个固定活动隔开。 换句话说，受试者不能以自然和连续的方式进行活动，例如，一个人不能从椅子上站起来走路，而是应该先站起来，站在那里一会，然后走路。 CSI 幅度的局限性促使我们探索是否可以找到更好的基础信号进行活动分割和跌倒检测。  1629949726(1)  我们提出的实时非接触式跌倒检测器 RTFall 由三个功能模块组成：信号预处理、类跌倒活动分割和跌倒检测。 如图 10 所示，系统以 CSI 信号流作为输入，可以使用商用 WiFi 设备（例如 Intel 5300 NIC）的两个接收器天线在接收器侧收集这些信号流。 每个 CSI 信号流包含来自无线流上 30 个子载波的 CSI 读数，并且在一个发射天线和两个接收天线之间的实验中总共收集了两个 CSI 流。 CSI 采样率设置为 100 pkts=s [29]。 系统可以利用这些链路上现有流量的 CSI 测量，或者如果可用的网络流量不足，系统也可能会生成定期流量用于测量目的。  为了检测分段活动之间的下降，使用上面提取的特征应用 n-SVM 分类器 [47]。所有样本分为客观类（即坠落）和非目标类（即类似坠落的活动）。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，并在变换后的特征空间中找到最大边距超平面。 SVM 分类器需要训练数据集和测试数据集。在分类模型构建过程中，在活动分割阶段对连续捕获的WiFi无线信号流中的跌倒和类跌倒活动进行分割和标记。然后将提取的特征连同相应的标签一起输入 SVM 分类器以构建分类模型。在实时跌倒检测过程中，分类结果与数据样本一起被记录下来。根据用户的反馈，错误的分类结果会被重新正确标记，并及时触发模型更新过程来更新分类模型。我们通过使用 LibSVM [48] 并选择高斯径向基函数 (RBF) 内核来创建 n-SVM 分类模型，并将参数 n 设置为 0.5，即 |

|  |
| --- |
| 17-IMWUT-FallDeFi Ubiquitous Fall Detection using Commodity Wi-Fi Devices |
|  |
| 已经进行了大量的研究来开发基于一系列不同检测方法的跌倒检测系统，即可穿戴和非可穿戴传感和检测技术。在本文中，我们考虑了一种基于 WiFi 信道状态信息 (CSI) 的新兴非穿戴式跌倒检测方法。以前基于 CSI 的跌倒检测解决方案只考虑了时域方法。在这里，我们采用完全不同的方向，即雷达跌倒检测中使用的时频分析。我们使用传统的短时傅立叶变换 (STFT) 来提取时频特征，并使用顺序前向选择算法来挑选出对环境变化具有弹性的特征，同时保持较高的跌倒检测率。当我们的系统经过预训练时，它具有 93% 的准确率，与 RTFall 和 CARM 相比，这分别提高了 12% 和 15%。当环境发生变化时，我们的系统仍然具有接近 80% 的平均准确率，分别提高了 20% 到 30% 和 5% 到 15%。  IMG_256  数据收集和预处理模块负责收集来自 WiFi 设备的原始 CSI 信号并对其进行处理以获得用于时频分析的干净且信息丰富的频谱图。为此，该模块解决了 CSI 捕获中出现的三个问题：(i) 在由于穿墙和非视距 (non-LoS) 链路中的弱信号而导致数据包丢失的情况下获得固定速率的 CSI，(ii)在不丢失高频分量的情况下去除子载波中的噪声，尤其是在信号较弱时，以及 (iii) 从子载波中提取最有效的流作为频谱图的输入，以提高计算效率。为了解决这些问题，我们分别使用线性插值、基于离散小波变换 (DWT) 的噪声过滤和基于主成分分析 (PCA) 的流去相关和选择。特征提取模块具有三个主要功能：(i) 检测事件的开始和结束，该组件应检测 100% 的人为事件，(ii) 在检测到的事件间隔期间提取特征，以及 (iii) 选择对事件进行分类的特征。由于我们使用频谱图来提取特征，因此我们从功率突发曲线 (PBC) 中检测事件，该曲线通常用于雷达跌落检测以检测频谱图中的事件。一旦检测到事件，我们就会从频谱图和 PBC 中提取特征。频谱图提供频谱特征，而 PBC 提供与时间和幅度相关的特征。提取特征后，我们使用**顺序前向选择**来确定与环境无关的特征并将它们提供给分类器。最后，跌倒分类模块使用提取的特征将检测到的事件分类为跌倒和非跌倒。算法 1 提供了从收集 CSI 到检测到跌倒的每个模块的详细事件流和输入和输出，如 FallDeFi 中实现的那样。 |
| 17-CM-A Survey on Behavior Recognition Using WiFi Channel State Information |
|  |
| 在本文中，我们使用商业 WiFi 系统的信道状态信息 (CSI) 对室内区域被动人类行为识别的最新进展进行了调查。人体部位的运动会导致无线信号反射的变化，从而导致 CSI 的变化。通过分析不同活动的 CSI 数据流并将它们与存储的模型进行比较，可以识别人类行为。这是通过从 CSI 数据流中提取特征并使用机器学习技术构建模型和分类器来完成的。此处介绍的文献中的技术具有出色的性能；然而，我们建议使用深度学习技术，如长短期记忆 (LSTM) 循环神经网络 (RNN)，而不是这些工作中使用的机器学习技术，并展示改进的性能。我们还讨论了不同的挑战，例如环境变化、帧速率选择和多用户场景；最后提出未来工作的可能方向。  1630377063(1)  我们在 LOS 条件下 Tx 和 Rx 相距 3 m 的室内办公区域进行实验。 Rx 配备商用 Intel 5300 NIC，采样率为 1 kHz。 在 LOS 条件下，一个人在 20 秒内开始移动和进行活动，而在该时间段的开始和结束时，该人保持静止。 我们还记录活动视频，以便我们可以标记数据。 我们的数据集包括 6 个人、6 项活动，表示为“躺下、跌倒、步行、跑步、坐下、站起来”，每个人进行 20 次试验。  评估机器学习技术  我们在 CSI 幅度上应用 PCA，然后每 100 毫秒使用 STFT 在频域中提取特征。 我们只使用 128 个 FFT 频率箱中的前 25 个频率分量，因为活动的大部分能量都在较低频率中，这样特征向量就不会变得稀疏。  首先，我们使用具有 100 棵树的随机森林对活动进行分类。为了让特征向量包含有关活动的足够信息，每 2 秒的活动将修改后的 STFT 箱堆叠在一个向量中；因此，每个特征向量的长度为 1000。我们还实现了其他技术，如 SVM、逻辑回归和决策树；然而，随机森林优于这些技术。随机森林的混淆矩阵如表 1a 所示，据观察，某些活动可以获得不错的性能，但对于“躺下”、“坐下”和“站起来”等活动则不然。  我们还使用 STFT 在提取的特征上应用 HMM，并使用 MATLAB 工具箱进行 HMM 训练。请注意，CARM 中也使用了 HMM；然而，DWT 和 [8] 中的技术用于特征提取。结果显示在表 **1b** 中，与随机森林相比，可以观察到更高的准确性，尽管训练需要更长的计算时间。尽管 HMM 的性能不错，尤其是“Walk”和“Run”，但它有时会将“Stand up”误分类为“Sit down”或“Lie down”。  我们在 Python 中使用 Tensorflow 评估 LSTM 的性能。输入特征向量是原始 CSI 幅度数据，它是一个 90 维向量（3 个天线和 30 个子载波）。 LSTM 方法与传统方法的不同之处在于它不使用 PCA 和 STFT，并且可以直接从 CSI 中提取特征。隐藏单元的数量选择为 200，我们只考虑一个隐藏层。对于交叉熵的数值最小化，我们使用批量大小为 200 和学习率为 10-4 的随机梯度下降 (SGD)。我们的结果如表 1c 所示，其中所有活动的准确率都超过 75%。与 HMM 相比，以这种方式使用 LSTM 的缺点之一是训练时间长。但是，使用 Tensorflow 等深度学习包，还可以使用 GPU 来加快训练速度。一旦 LSTM 训练好，测试就可以快速完成  IMG_256 |
| 21-Internet Things J-FallViewer\_A\_Fine-Grained\_Indoor\_Fall\_Detection\_System\_With\_Ubiquitous\_Wi-Fi\_Devices |
|  |
| 【摘要】：老年人的安全问题备受关注。在各种日常活动中，跌倒是老年人尤其是独居老人最危险的事件之一。现有的跌倒检测工作大多基于可穿戴设备，使用不便。一些解决方案只使用粗粒度的Wi-Fi信号信息，其中包含很多偏差，缺乏对环境变化的考虑。这些情况促使我们设计一种细粒度且鲁棒的跌倒检测方法。在本文中，我们提出了一种名为 FallViewer 的跌倒检测系统，它基于对 Wi-Fi 信号的信道状态信息 (CSI) 的分析。为了获得细粒度信息，我们提出了用于偏差校正的相位和幅度校准方法。然后，设计了一种天线功率调整方法来消除多径干扰。此外，我们应用双滑动窗口来获得灵活的阈值，这提高了 FallViewer 对各种环境的鲁棒性。最后，FallViewer 提取处理后的 Wi-Fi 信号的特征，并将特征发送到 LibSVM 进行分类。通过在不同环境下的实验，FallViewer能够以95.8%的平均准确率检测到跌倒事件，这表明FallViewer能够可靠有效地工作  我们的贡献总结如下。 1) 我们提出了一种细粒度的室内跌倒检测方法，名为 FallViewer，仅使用商业 Wi-Fi 设备。 FallViewer 通过从 CSI 的幅度和相位中提取特征来区分人类活动并检测跌倒事件。 2) 我们提出了一系列校准算法来校准受多径效应影响的原始信号。 校准算法可以显着减少静态路径的分量，并改善跌倒活动对 CSI 的影响。 3）我们在活动分割中设计了灵活的动态阈值。 阈值可以根据实时CSI的波动进行调整，大大提高了FallViewer对环境变化的适应性。 4）我们在不同的真实环境中进行实验。 评估结果表明，FallViewer 能够以 95.8% 的平均准确率检测跌倒事件。  IMG_256  IMG_256  整个系统可以分为两个阶段：1）信号处理和2）跌倒事件检测。在信号处理阶段，我们首先部署一根天线发射Wi-Fi信号，三根天线收集Wi-Fi信号。然后，通过 Linux CSI Tool 从收集的原始 Wi-Fi 数据中提取 CSI。 FallViewer 去除 CSI 的直流 (dc) 分量以校准幅度误差，同时校准 CSI 的相位偏移。之后，校准后的CSI通过离散小波变换(DWT)去噪，通过数学方法选择多径信号的动态分量，去除多径干扰。为了减少特征维度，FallViewer 采用 PCA 从 CSI 中选择合适的部分。一种双窗口方法被设计用于活动分割，然后FallViewer可以从连续的CSI流中区分和分割人类活动的信号。在跌倒事件检测阶段，从 CSI 中提取与活动事件相关的各种特征，如波动率、活动衰减率和中位数百分比。 FallViewer 采用 LIBSVM 作为其分类器，预先训练它对跌倒事件和非跌倒事件进行分类。通过以上步骤，FallViewer 可以有效、准确地实时检测室内环境中的跌倒事件。  1630477294(1)  1630477348(1)  X-Z不同人  A-b不同房间 |

|  |
| --- |
| 21-Sensors-Influence of the Antenna Orientation on WiFi-Based Fall Detection Systems |
|  |
| 摘要：不断增长的独立生活的老年人口需要远程健康监测系统。跌倒被认为是反复发生的致命事件，因此已成为全球健康问题。由于难以将跌倒的特征与其他类似活动区分开来，基于 WiFi 射频信号的跌倒检测系统仍然存在局限性。此外，天线方向没有被考虑作为分类性能的影响因素。因此，我们在本文中对与天线方向相关的分类性能以及与极化和辐射方向图相关的影响进行了分析。此外，还展示了用于收集跌倒经验数据的无设备跌倒检测平台的实现。该平台测量探测信号的多普勒频谱，以提取人体运动产生的**多普勒特征**，其特征可用于识别坠落事件。**该系统探索两种天线极化：水平和垂直。水平极化达到的准确率为 92%，假阴性率为 8%。垂直极化达到了 50% 的准确率和漏报率。**  IMG_256  信号计算公式见论文  **1630549071(1)**  从分析的角度来看，对于任何给定的室内环境，分析计算使A (m) 2 的值最大化的最佳天线放置和方向是一个复杂的过程。 然而，为了深入了解天线系统方向特性的影响，我们实现了一个类似 WiFi 的跌倒检测实验平台，使我们能够凭经验分析天线未对准对系统性能的影响。 使用实现的实验平台，我们在两个场景中进行了一系列实验：VV（图 4a）和 HH（图 4b）。 通过使用分类算法，我们分析并确定天线的方向，从而提供具有更高分辨率跌落数据的频谱图。 我们的实验平台的实现在下一节中描述。  IMG_256  跌倒实验是在固定家具的室内环境中进行的。 图 5 显示了实验过程中发射和接收模块的位置。 TX 模块安装在房间的右上角，接收器安装在房间的左上角，彼此相距 5 m。 两个天线都位于 2 m 的高度并保持无障碍的 LOS。 这个室内环境对应于一间办公室，房间中央有一个梯子，在那里进行了坠落（图 6）。该平台允许根据测试 VV 和 HH 设置更改天线方向。  IMG_256  实验开始时，参与者被固定在梯子上。 配置了视觉和听觉信号以通知参与者实验的开始和结束。 在测试开始时，参与者保持静止状态，直到发出指示下降运动开始的信号。 还指示参与者在执行下落运动后保持不动。 测试准备、开始和结束的通知由系统自动触发，以避免测试场景附近出现更多人。 最后，信号通知受试者测试结束。 实验中收集的信息用于系统的后续阶段以识别坠落事件。  IMG_256  频谱图数据集的 PCA 产生的数值可以在坐标系中表示。这些值具有如图 7 所示的对数分布。在我们的例子中，所得到的主成分数 r 对应于在实验期间捕获的每个瞬时多普勒频谱测量的 200 个频率值。此外，σr 是 Σ 对角线上与奇异值对应的元素。此外，PCA 产生的前三个奇异值σr 被作为接收信号的特征。这是因为我们的多普勒频谱值的较大差异集中在这些分量中。在我们的案例中，第一个主成分通常包括 99%、第二个 0.01% 和第三个 0.002%。其余的组件可以省略，因为它们代表了最小的信息丢失。因此，我们的系统将这些组件用作分类过程中使用的每个光谱的特定特征。  得到的低维特征空间用于分类。 在这个阶段，需要将提取的特征分为不同的类。 支持向量机 (SVM) 因其在复杂性和准确性之间的平衡而被采用。 此外，SVM 已证明其在跌倒检测中的有效性 [13,26]。 SVM 分类允许我们测量天线方向对整个跌倒检测系统准确性的影响。 SVM 算法是分析和识别一组特征中的模式的学习机器。 这种监督学习模型使我们能够区分不同的类。 然后，我们可以确定引入的数据是属于下降事件还是静态场景。 该实现是使用 Matlab™ 分类学习器工具箱开发的。 基于 PCA 生成的特征空间，我们选择了一个二次核来最大化我们训练数据的几何边距  1630552586(1) |
| 20-CISS-Towards\_a\_Robust\_WiFi-based\_Fall\_Detection\_with\_Adversarial\_Data\_Augmentation |
|  |
| 摘要——最近基于 WiFi 的跌倒检测系统由于其优于其他传感系统的优势而备受关注。 由于机器学习和深度学习技术，各种实现在性能方面取得了令人瞩目的进步。 然而，许多这样的高精度系统可靠性低，因为它们无法在看不见的环境中实现鲁棒性。 为了解决这个问题，本文研究了一种通过对抗性数据增强进行泛化的方法。 我们的结果表明，在未知领域的深度学习系统略有改进，但性能并不显着  解决健壮性问题的最成功尝试是 Palipana 等人的 FallDeFi。 [14]，它采用特征工程管道来提取稳健的特征，以通过简单的学习程序进行训练。该方法可以分解为三个模块。第一个模块，名为数据收集和预处理，旨在通过使用线性插值、基于离散小波变换 (DWT) 的噪声滤波以及基于主成分分析 (PCA) 的流去相关和选择算法来获得清晰的 CSI。第二个模块是特征提取模块。该模块接收从第一个模块传递来的流选择并从流中提取特征。首先，收集原始流的短时傅立叶变换（STFT）。然后，作者使用功率突发曲线 (PBC) 来检测事件。当检测到事件时，从 STFT 频谱图和 PBC 中提取特征。在此之后，特征被传递到最终模块以使用 SVM 分类器进行分类。帕利帕纳等人。当用于训练和测试的域不同时，达到 80% 的准确率。  IMG_256  数据增强，生成新的数据点，将新的数据带入模型训练。  第二阶段是最小化阶段，在该阶段使用新生成的数据点以及原始输入使用梯度下降更新模型。 这两个阶段互换以不断创建新的数据点并立即学习它们。 生成的样本有助于模型对看不见的域更加鲁棒，因为它是从距离源分布 ρ 的未知域生成样本。  由于我们的目标是实现环境独立性，因此实验旨在实现训练和测试数据分布之间的独立性。在使用的 10 个域中，我们使用 9 个域用于训练过程，1 个域用于测试最终结果。如 III-B 中所示，源分布和生成样本分布之间的最佳距离 ρ 是未知的。因此，我们尝试使用不同的 ρ 值来确定哪个值可以提供最佳性能。从评估中，我们得到了一个非常发人深省的结果（图 5）。当我们增加 ρ 值时，CNN-ADA 跌倒检测任务的准确率有下降趋势，模型在 ρ 值为 0.001 时达到了 64.12% 的最高准确率。相比之下，随着 ρ 值的增加，LSTM-ADA 准确率稳步上升，并在 ρ 值为 4 时达到最高值 66.03%。此外，我们采用了 Shu 等人的 VADA 方法。 [26] 作为 FallDeFi 上的二元分类模型。我们的 VADA 改编使用 [26] 中描述的“小”CNN 设置和使用虚拟对抗训练训练的 18 层普通 CNN。在训练集上经过 10000 次迭代训练后，VADA 在测试集上达到了 52.7%（表 I）。  IMG_256 |

|  |
| --- |
| 20-GLOBECOM-Wi-Fi-CSI-based\_Fall\_Detection\_by\_Spectrogram\_Analysis\_with\_CNN |
|  |
| 摘要——跌倒检测系统对独居老人的需求很大。在基于 Wi-Fi CSI 的跌倒检测的传统工作中，当使用不同环境中的数据来学习和测试数据时，已经观察到分类性能下降。此外，该方法由于降噪过程中的信号失真而无法准确捕捉运动特征，并且在SNR（信噪功率比）较小时无法准确地分割信号。在本文中，我们提出了一种使用 Wi-Fi CSI 的基于频谱图图像的跌倒检测。不同于传统的方法，CSI是用一定的滑动时间窗口分割的，然后分类器利用分割后的CSI生成的频谱图来检测跌倒。我们使用 CNN（卷积神经网络）对跌倒和非跌倒运动的频谱图像进行二元分类。我们通过使用两个不同房间中的运动数据进行学习和测试数据，进行了实验，以评估我们提出的方法与传统方法的分类性能。结果，我们确认我们提出的方法优于传统方法并达到了 0.90 的准确率  在本文中，我们提出了一种使用 Wi-Fi CSI 的基于频谱图图像的跌倒检测。与 FallDeFi 不同，在所提出的方法中，CSI 是用滑动时间窗口分割的，然后根据每个时间窗口的分割后的 CSI 检测跌倒。更具体地说，根据分段的 CSI 计算频谱图，通过将分段的 CSI 输入到具有二元分类输出的 CNN（卷积神经网络）中来检测跌倒。 CNN 是已被证明在各个领域非常成功的深度学习架构之一，例如图像识别 [13] 和声音识别 [14]。通过使用 CNN，我们的方法根据不依赖于环境的特征对频谱图进行分类。我们在两个不同的房间进行了实验，以对跌倒和一些非跌倒运动进行分类。我们使用商用 Wi-Fi 设备收集数据。然后我们评估了分类性能，并将我们的结果与 FallDeFi 的结果进行了比较。结果，我们确认我们提出的方法优于 FallDeFi 并达到了 0.90 的准确度。  IMG_256  通过实证研究，我们发现两个不同房间内相同运动的频谱图没有显着差异。 我们提出的方法是使用 CNN（卷积神经网络）的基于频谱图图像的跌倒检测。与 FallDeFi 不同，CSI 是用滑动时间窗口分割的，然后根据每个时间窗口分割后的 CSI 的频谱图来检测跌倒。 图 2 显示了所提出方法的流程图。 我们的方法包括 3 个步骤：(i)信号预处理(ii)频谱图计算，和 (iii)分类。  IMG_256  在对频谱图进行平均之后，从平均后的频谱图生成频谱图图像。由于 CNN 使用 RGB 像素值，因此所有频谱图的颜色图都相同，以保持表示频谱图值的颜色。此外，从实验研究中，我们发现下落运动不包含 125 Hz 以上的频率响应。因此，我们将频谱图削减到 125 Hz 以上。由于使用的 CNN 是使用 227 × 227 RGB 图像 [16] 的 ImageNet 数据集进行预训练的，我们生成具有相同垂直和水平尺寸的图像并将它们调整为 227 × 227 的尺寸。 E.分类 在本节中，我们解释了分类器的结构以及学习和分类的过程。正如我们首先提到的，我们使用 CNN 使用基于光谱图像的跌倒检测。通过使用 CNN，我们旨在捕捉不依赖于环境的人体运动特征。我们使用 ResNet34 [13] 模型，它由 34 个卷积层组成。使用的模型使用 ImageNet 数据集 [16] 进行预训练。 ImageNet 是一个包含 150 万张 RGB 图像的大规模数据集。尽管频谱图图像是与 ImageNet 数据集中的图像不同的人工图像，但从预先训练的权重开始比从随机设置的权重开始更有效。这使得收敛速度更快，并克服了我们数据集较小的问题。在离线学习部分，我们将单个房间收集的频谱图图像训练到 ResNet34 CNN，Resnet34 最初是用 ImageNet 数据集训练的。  IMG_256 |
| 20-ICASSP-A\_WiFi-Based\_Passive\_Fall\_Detection\_System |
|  |
| 基于 WiFi 信号的跌倒检测系统最近越来越受欢迎。然而，现有的大部分依赖于训练的工作都是依赖于环境的。在本文中，我们提出了 DeFall，这是一种新型的基于 WiFi 的、独立于环境的跌倒检测系统，它利用了与人类跌倒相关的内在特征——速度和加速度随时间变化的模式。该系统由离线模板生成阶段和在线决策阶段组成。在离线阶段，首先基于信道状态信息 (CSI) 的统计模型估计人类跌倒的速度。应用基于动态时间扭曲 (DTW) 的算法来生成典型人类跌倒的代表性模板。然后通过评估实时速度/加速度估计模式与代表性模板之间的相似性，在在线阶段检测跌倒事件。大量实验结果表明，使用一对 WiFi 收发器，所提出的系统在视距 (LOS) 和非视距 (NLOS) 下均可实现 96% 的检测率和小于 1.5% 的误报率场景。  1630892379(1) |

|  |
| --- |
| 20-ICE\_ITMC-WiFi-based\_In-home\_Fall-detection\_Utility\_Application\_of\_WiFi\_Channel\_State\_Information\_as\_a\_Fall\_Detection\_Service |
|  |
| 摘要：跌倒是老一辈人受伤和死亡的主要原因。 家庭坠落监控系统提高了安全性，同时允许持续的独立性。 基于 WiFi 的家庭跌倒检测实用程序通过利用 WiFi 信道状态信息来监控用户，区分跌倒与正常的日常活动，如果发生跌倒，会自动通知用户选择的紧急联系人。  传入的 CSI 数据作为 3 维整数矩阵被接收。在数据收集过程中，每次试验都包含 15 秒的数据，这些数据后来被分成三秒的块，以一秒为增量。训练完成后，会持续收集数据，但仅使用前三秒进行预测。再加上 CSI 以 50Hz 的速率采样，数据收集期间的每个矩阵变为 750 个元素长。训练和预测发生在 150 个元素长的矩阵上。 WIFU 设备包含两个功能天线，路由器包含三个。每个设备-路由器天线对产生自己的一组信息，总共有六组。传入数据以相量表示法表示，这是一个描述传入无线电波幅度和相位的复数。然后将实部和虚部分开，使数据集的总数等于 12。最后，CSI 包含有关三十个独立频段的信息。生成的训练和预测矩阵的形状为 150x12x30。训练完成后，连续收集的数据将输入 DNN。然后，该模型评估在三秒段内是否发生跌倒。如果检测到跌倒，系统将显示一条消息并通过短信提醒任何联系人。  在我们提出的模型中，我们实现了一种简单的三层 DNN 方法，具有一个输入层、一个单一的隐藏层和一个输出层。 在每一层之间，进行批量归一化。 在输入层之后和隐藏层之前，使用展平层对数据进行展平。 在隐藏层和输出层之间，包含一个 dropout 层，dropout 率为 0.4。 用于初始输入的激活函数是 Rectified Linear Unit，或 ReLu，而输出使用的是 sigmoid 激活函数。  1630895596(1)  1630896185(1)  D. 实验 (s) 数据收集是在没有使用外部参与者的情况下进行的。六名小组成员成对进行数据收集。一名小组成员充当促进者并控制数据收集程序，而另一名小组成员则是执行数据收集预定操作的参与者。由于收集数据的计算机需要穿过产生 WiFi CSI 的路由器，因此在数据收集期间，协助者和参与者都留在模拟公寓中。使用的数据集由 1,450 次试验组成。每项试验都包括一项日常活动或一种跌倒。日常活动包括诸如穿过房间、从坐姿过渡到站立姿势以及弯腰从地板上捡起物体等行为。跌倒的类型包括向前或向后绊倒、从坐姿跌落和昏厥。总共考虑了 36 种情景，包括 20 种正常的日常活动和 16 种跌倒类型。 |

|  |
| --- |
| 20-IEEE Trans-A\_WiFi-Based\_Smart\_Home\_Fall\_Detection\_System\_Using\_Recurrent\_Neural\_Network |
|  |
| 【摘要】：独居老人跌倒已被视为重大公共卫生问题,甚至可能导致死亡。提醒护理人员或家庭成员的跌倒检测系统 (FDS) 有可能挽救老年人的生命。然而，传统的 FDS 涉及可穿戴传感器和专门的硬件安装。本文介绍了一种基于商品WiFi框架的智能家居无源无设备FDS，主要由硬件平台和客户端应用两个模块组成。具体来说，商用 WiFi 设备从智能家居收集人体运动引起的干扰信号，并将数据传输到数据分析平台进行进一步处理。在此基础上，采用离散小波变换(DWT)方法消除采集数据中存在的随机噪声的影响。接下来，利用循环神经网络 (RNN) 模型对人体运动进行分类并自动识别跌倒状态。通过利用 Web 应用程序编程接口 (API)，分析的数据能够上传到代理服务器，客户端应用程序然后从中获取相应的跌倒信息。此外，该系统已实现为消费者移动应用程序，可以帮助老年人在智能家居中挽救生命，并通过对真实世界数据集进行综合实验来评估所提出的 FDS 的检测性能。结果证实，与一些最先进的算法相比，所提出的 FDS 能够实现令人满意的性能。  1630913636(1)  1630913753(1)1630913820(1)  三种不同室内环境中所有六种运动的识别准确率如图 7 所示。可以发现，所提出的 FDS 可以分别达到 82%、85% 和 90% 的平均准确率。实验室中的识别精度表现最差。相比之下，宿舍的识别准确率表现最好。可能的原因是实验室面积远大于办公室和宿舍的面积，这意味着实验室可以产生更复杂的多重环境。不同动作的识别精度有很大差异。尤其是对人体运动速度较大的人体动作，即“走”、“下”、“躺”，识别性能更好。其中，“下落”的动作识别准确率最高。原因是这种运动会对具有不同模式的 WiFi 信号的特性产生显着影响。另一个观察结果是“站立”的动作识别准确率最低。可能的原因是这种运动与“弯曲”运动对WiFi信号的影响相似。在这六种动作中，“下坠”的动作很重要，尤其是对独居老人来说。所提出的 FDS 能够在三种典型的室内环境中分别实现 90%、91% 和 93% 的“跌倒”运动识别准确率。  1630914034(1) |

|  |
| --- |
| 20-LATINCOM-Effects\_of\_Antenna\_Orientation\_in\_Fall\_Detection\_Systems\_Based\_on\_WiFi\_Signals |
|  |
| 摘要——人类预期寿命的全球增长催生了对适合老年人的医疗保健和远程监控技术的需求。对老年人来说最大的健康治疗之一是在日常活动中在家中发生的跌倒。这一现实促使人们设计使用 WiFi 信号作为传感探针的无设备坠落检测系统。一些工作已经解决了这些检测平台的设计和开发。然而，这些工作没有考虑天线方向对系统传感能力的影响。为了缩小差距，我们对天线方向对基于 WiFi 的跌倒检测系统性能的影响进行了系统分析。分析是基于一个实验平台进行的，该平台传输类似 WiFi 的波形，从中可以计算出跌倒事件的多普勒特征。我们的工作展示了天线的方向如何影响接收到的探测信号的频谱图。结果还表明，以水平定位传输的信号提高了分类阶段的性能。 |

|  |
| --- |
| 20-PIMRC-Fall\_Detection\_using\_Wi-Fi\_Signals\_and\_Threshold-Based\_Activity\_Segmentation |
|  |
| 摘要——我们介绍了一种利用商用现成 (COTS) 802.11n WLAN 网络接口卡 (NIC) 的低成本、准确和非侵入性无线跌倒检测系统的设计和实现。该系统利用发射机和接收机之间的无线信道的信道状态信息 (CSI)。值得注意的是，除了 CSI 幅度之外，所提出的系统利用 2 个接收天线上的**相位差**来检测唯一归因于人类跌倒的模式。我们广泛的实验结果表明，CSI 相位差是 5 GHz 下更精细的度量，而不是幅度。所提出的跌倒检测方法包括两个阶段。在第一阶段，我们快速分割两种类型的动作，类似坠落的活动和坠落的活动，以减少所需的计算能力。在第二阶段，我们构建了一个具有新定义特征的分类算法来检测三种类型的跌倒，即步行跌倒、站立跌倒和坐着跌倒。引入了坐下的概念，即一个人在站起来或坐下时跌倒。这比步行摔倒或站立摔倒要微妙得多。为此，我们引入了信号分类的新特征，例如 CSI 相位差标准偏差的变化速度。我们还改进了现有功能，例如 [1] 中提出的 TimeLag。我们进行了大量实验来评估所提出的跌倒检测系统的性能。特别是，结果表明，所提出系统的平衡精度为 96%，而最先进的解决方案 [1] 的平衡精度为 91%。  据我们所知，RT-Fall [1] 和 WiFall [7] 是目前使用 Wi-Fi 系统进行跌倒检测领域最先进的系统。 这些系统发现，不同的 CSI 流独立地受到人类活动的影响，而这些流中的不同子载波以类似的方式受到影响。 流被定义为 2 个相应天线之间的链路。 Linux CSI 工具返回的 CSI 幅度往往非常嘈杂且信息量不足。 因此，CSI 样本在 30 个子载波值上取平均值以获得每个流的单个代表值。 这允许在一次操作多个流时更简单的计算。 对于给定的数据包，发送天线 m 和接收天线 n 之间的流的有效 CSI 是通过对 30 个测量子载波组的 CSI 幅度求平均值来计算的 [8]  1630979671(1)  A.Signal Pre-processing 1) CSI Cleaning：如第二部分所述，传入的 CSI 数据包含异常值、偏移量和噪声。这些分别从CSI幅度和相位差中清除，以保证无噪声的准确分类。为此，我们使用 (3) 来获得每个流的单个代表性 CSI 幅度，而不是使用 CSI 工具为每个数据包报告的 30 个 CSI 值。等式 (6) 应用于 CSI 相位以去除不需要的相位偏移和噪声。等式 (7) 应用于清洁后的 CSI 相位以计算 CSI 相位差。 2) 内插：如 (4) 中所述，每个接收到的数据包都有一个时间延迟 t。使用 NIC 的内部时钟执行一维线性插值算法，以确保 100 (pkts/s) 的 TX 速率并允许系统使用活动分割方法准确检测活动。 3) CSI 滤波：通带为 [5, 10] Hz 的带通滤波器按照第 II-D 节中的讨论实施，以消除 RT-Fall [1] 中的低频人类活动。这减少了使用较少计算能力进行分类所需的活动数量。  C.特征提取特征提取模块从分割的活动窗口中的CSI幅度和相位差中提取特征。收集了 11 个特征：(1) 归一化标准偏差，(2) 最大绝对偏差 (MAD)，(3) 信号强度偏移，(4) 四分位距，(5) 平均信号熵，(6) 信号率变化、(7) TimeLag [1]、(8) 功率下降率[1]、(9) 信号变化速度、(10) 标准偏差变化速度和(11) 阈值下的持续时间。特征 1-6 是使用 CSI 幅度和相位差计算的，而特征 7-11 是使用 CSI 相位差计算的。特征 9-10 是从窗口开始到下降时间计算的。我们注意到特征 1-8 是在 [1]、[7] 中提出的，特征 9-11 是在本文中新定义的。  1630980843(1)  1630980865(1)  使用来自系统特征提取模块中收集的特征的训练分类器，可以对 CSI 数据和 ADL 的 4 个测试集进行分类。 SVM 和 Bagged Tree 分类器模型用于生成预测集，该预测集使用测试数据集收集会话的视频进行验证。 |