

标题： Are you sitting right?-Sitting Posture Recognition Using RF Signals
作者： Lin Feng , Ziyi Li, Chen Liu*
关键词： 坐姿识别 (Sitting Posture Recognition), 无线射频识别 (RFID)
<p>研究背景与目的</p> <p>坐姿对健康起着至关重要的作用。据报道，大多数久坐的人在清醒时 54.9%的时间都花在久坐行为上。事实上，久坐行为和不良坐姿与现代健康的肌肉骨骼疾病密切相关，如颈椎病、慢性背痛、关节和肌肉疼痛、脊柱对齐不当、椎间盘损伤。诊断这些疾病需要那些可以为医生提供有用信息的长期观察的坐姿检测数据。</p> <p>现有坐姿监测方法可被分为两类：基于视频的坐姿监测方法和基于可穿戴传感器的坐姿监测方法。基于视频的坐姿监测方法准确率很高，但由于其需要摄像机记录视频流，并利用计算机视觉图形处理识别不同的坐姿，所以该类方法成本高，且用户的隐私安全也得不到保障。基于可穿戴传感器的坐姿检测方法与之相反，可穿戴传感器硬件成本较低且用户隐私风险小，但却在识别准确率与用户是舒适感上做出了牺牲。文章综合考虑以上问题，提出了一种既不需要在用户身上佩戴各种传感器，成本较低且无隐私泄露风险的坐姿监测方法：使用 RFID 标签的坐姿识别系统 SitR</p>
<p>研究内容：</p> <p>研究了使用 RFID 标签的坐姿识别系统 SitR。SitR 只需在用户的背部(即衣服上)粘贴三个重量轻、成本低的 RFID 标签，就可以成功识别用户的习惯坐姿，包括坐直、前倾和后倾。SitR 的基本思想是：将三个标签粘贴在用户的背部，将一个读写器天线放置在椅背上，不同坐姿下，每个标签与天线的距离不同;当标签到天线的距离和角度发生变化时，读写器处接收到的信号相位也发生相应的变化。需要注意的是，不同坐姿的相位变化是独特的，可以作为坐姿识别的可靠原语。这三个标签可以感知用户的呼吸，我们发现从测量的相位序列观察到的呼吸模式在不同的坐姿下是不同的。因此，SitR 可以在不损害隐私的情况下测量相位序列，也不佩戴几十个传感器，通过处理数据识别坐姿。</p>
<p>研究方法：</p> <p>SitR 只需要将三个低成本、重量轻的 RFID 标签贴在用户的背上，并在椅子背上安装一个阅读器天线来识别坐姿。在高水平上，SitR 经历了以下三个步骤:数据预处理、特征提取和坐姿识别。我们将在下面详细介绍每个步骤。</p> <p>数据处理：由于 RFID 设备的硬件缺陷和多径效应，空气中的原始信号存在噪声。信号可能会产生假边缘，影响识别精度。因此，我们提出了一种两步数据预处理方法来滤除噪声。第一步是去除由硬件引起的相移。对于 RFID 系统，读写器通过天线发出射频信号，标签接收到信号后将其反向散射回读写器。由于硬件电路存在π或2π恒定相移。我们通过比较两个连续的相位测量值，并施加一个阈值来校准相移，从而消除这种相移。第二步是消除室内环境的多径影响。为此，我们采用小波去噪滤波器(即 Daubechies 2 小波)去除测量相序列中的高频噪声。</p> <p>特征提取：SitR 的关键部分是从相序列中提取丰富的特征来表示不同的坐姿。直观上，我们可以使用在基于 rf 的活动识别系统中广泛使用的特征(即时域和频域的 14 个特征)。然而，我们发现一些特征相互干扰，而不是相互帮助。因此，我们需要排除那些对准确性没有贡献的特征。为此，我们分析了每种特征在同一坐姿和不同坐姿中的分布情况。我们选择在不同坐姿中变化较大，同时在同一坐姿中保持稳定的特征。反之，不具有上述特征的特征很可能对坐姿识别造成干扰，我们避免选择这些特征。最终，SitR 选取 7 个有效特征作为坐姿识别模型的输入。请注意，我们使用窗口大小为 20 秒的滑动窗口来将相序列划分为几个片段。然后提取每个片段的特征。</p> <p>坐姿识别：机器学习方法广泛应用于无线传感应用。通过从 3 个标签的测量相位序列</p>

中提取有效特征，采用随机森林(RF)分类器对坐姿进行识别。事实上，其他广泛使用的分类器，如 Decision Tree (D-Tree)， Bayes, K-Nearest Neighbor (KNN)， Integration Learning 也可以使用。在这里，我们选择 RF，是因为它效果好，且无需复杂的参数调整。

实验设计：

1. 用三个 RFID 标签和一个读写器设置了 SitR。读写器通过以太网线与笔记本电脑相连，笔记本电脑用于数据采集。我们还使用摄像机记录地面真实情况，并手动标记坐姿
2. 招募了 14 名志愿者，其中女性 8 名，男性 6 名，年龄在 18 - 27 岁之间。志愿者在学习/工作时自然地坐在椅子上，在他/她的胸椎、胸腰椎和腰椎各贴一个标签。
3. 为了证明 SitR 在不同环境中的鲁棒性，我们评估了三种不同场景的性能，包括办公室、课室和卧室。
4. 分别对 10 名志愿者进行了 45 分钟的坐姿监测，对 4 名志愿者在三个场景下进行了 3 小时(或 4 小时)的坐姿监测。我们共收集了 14 名志愿者的坐姿监测样本 9495 份。
5. 坐姿识别方法在 MA TLAB R2018b 中编程实现。其中 KNN 分类器设 K=5, RF 分类器设决策树数为 50。对于集成学习，我们采用了应用广泛的 AdaBoost 算法。
6. 采用交叉验证的方法，并采用精度和 F1 评分这两个在机器学习领域广泛应用的指标来评价系统的性能。对于每个志愿者，将其数据分别分为训练集(4/5)和测试集(1/5)。我们训练/测试我们的模型，直到所有样本至少训练/测试一次。

实验结果：

RF 对坐姿识别的准确率为 99.74%，而 KNN 的准确率较低，为 80.96%。其他分类器如“D-Tree”、“Bayes”和“Integration”也可以达到很高的准确率(即平均 98.8%以上)。这一结果表明，通过仔细的标记部署和有效的特征提取，SitR 能够成功地识别不同的坐姿。实验也证明在不同环境场景下 SitR 都具有良好的鲁棒性。

文章创新点：

SitR 考虑了用户的舒适体验，使用了三个 RFID 标签进行识别，降低了硬件成本和隐私风险，使用 RF 算法实现了对坐姿的高准确率识别。

文章不足：

识别的姿势仅有正确坐姿、前倾坐姿、后仰坐姿。对左右倾斜的不良坐姿没有进行识别，有局限性。

我的收获：认识了无线射频识别在姿势识别中的应用，实验设计流程告诉我要考虑不同环境下算法的鲁棒性。