


DFC。通过WiFi细粒度的子载波信息实现无设备的人体计数

Jachoon (Paul) Jeong¹  | 沈怡文² | 金锡华² | 大根卓 (Daegeun) Choe²
李基泰² | 金永泽³

¹ 计算机科学与工程系

韩国水原市成均馆大学工程系, 16419, 大韩民国

² 电气和计算机系

韩国水原市成均馆大学工程系,
16419, 大韩民国
(电子邮件: chrisshen@skku.edu)

³ 信息和通信学院

韩国水原市成均馆大学工程系, 16419, 大韩民国

通讯员 Jachoon (Paul)

Jeong, 韩国水原市成均馆大学计算机科学与工程系, 16419, 大韩民国。
电子邮件: pauljeong@skku.edu

资金信息

ITRC (信息技术研究中心) 支持计划, 拨款/奖励编号: IITP- 2020-2017-0-01633

摘要

提出了一种无设备的人类计数 (DFC) 算法, 该算法使用来自WiFi设备的细粒度子载波信息, 称为信道状态信息 (CSI), 来计算室内环境中的人数。DFC算法提取了平均衰减和人类运动引起的CSI振幅变化的特征, 并将这些特征放入训练过程中以提高计数的准确性。通过自举过程, DFC可以通过在接收端构建CSI信号的概率模型来估计站在WiFi链路中间的人的数量。有了这种人的计数能力, DFC可以支持室内电气设备 (如空调、加热器、灯泡和光束投影仪) 的有效监测和自动控制。通过实际实施和实验, 表明DFC算法在有类移动的室内环境中优于基于RSSI的最先进的DFC算法。例如, 在会议室的动态目标情况下, DFC可以预先判断出室内空间的人数, 准确率最高可达98%。

1 | 简介

世界各地都在进行有关智能建筑的各种研究。特别是, 人的检测和计数是智能建筑的管理系统的主要目的之一。这些管理系统大多需要额外的设备和传感器 (如超声波、红外线和摄像头) 来实现高精度度的人员计数, 这可能会提高建筑物的建设成本。此外, 智能建筑的功能和位置可能与智能校园或智能农场有不同的特点。为了将管理系统应用于这些建筑, 有必要首先分析其特征以获得更好的性能。例如, 一个校园建筑可能有许多演讲室、实验室和行政办公室, 主要由学生和研究人员使用。大多数的演讲室都是动态安排的, 每学期都有课。有了一个房间的估计占用率, 管理系统可以有效地

控制设施 (如空调和灯泡), 为在房间里工作和学习的人提供更好的条件, 并节省更多的能源。智能建筑的人类计数技术成为提供这种高效管理系统的核心功能之一 [1-3]。

目前, 基于红外传感器的系统被广泛用于检测室内区域的人类活动。如前所述, 这些系统不仅增加了建设成本, 而且当人们在一定时间内静止不动时, 可能无法正确地检测到人类, 而这种情况经常发生在人们在桌面上工作时。其他使用摄像头和超宽带 (UWB) 生物雷达 [2, 4] 进行人类计数或感应的研究也已被研究, 但在这些研究中, 需要额外的设备来运行这些系统, 而且也会引起隐私问题。另外, 一个系统可以通过接收信号强度指示器 (RSSI) 数据获得良好的性能来计算人的数量。

这是一篇开放性文章, 符合知识共享署名协议的条款, 允许在任何媒体上使用、传播和复制, 但须适当引用原作。

© 2021年 作者。IET Communications由John Wiley & Sons Ltd代表工程和技术学会出版。

一个WiFi发射器和接收器[1]。然而，当障碍物阻挡视线（LoS）无线链路时，RSSI的振幅会严重波动。

使用线下链路的细粒度子载波信息的系统可以定位和检测人类的运动[5]。这些系统可以为室内导航、定位和运动检测服务提供有用的方案，

。特别是，用于人类活动检测和定位的信道状态信息（CSI）的研究[6-

10]已成为全球关注的焦点。在物理层收集的原始CSI信号包括WiFi信号从发射器传播到接收器时由信号散射、衰减和反射引起的噪音。CSI信号为数据传输携带了更丰富的当前信道状态信息，这对许多多信道无线通信系统（如WiFi）实现可靠和高数据率至关重要[11-

13]。因此，CSI信号可以提供更多关于人们存在和移动的环境的信息，与RSSI数据相比，它更适合用于人类计数。

在此，我们提出了一种基于室内环境中WiFi设备的CSI数据特征的无设备人数（DFC）算法。DFC算法有两个部分。第一部分是一个基于监督学习技术的特征提取步骤。在这个步骤中，我们通过观察WiFi链路中人类的影响，从CSI数据中提取特征，并通过标记的数据集计算出二维概率分布。第二部分是使用无标签数据集的测试步骤。在测试步骤中，我们以与前一步骤相同的方式提取特征，并使用概率分布比较未标记的数据集和标记的数据集的特征。最后，我们根据结构化的概率模型来估计人的数量。对于DFC算法的实验，我们使用商业现成的（COTS）设备，如英特尔的网络接口卡（NIC）。

这项研究给出了以下贡献。

- **DFC的算法：**本研究提出了一种基于细粒度子载波信息的算法来估计无线链路中的人数。细粒度子载波信息的建模是在两个WiFi设备之间的链接中进行的（见第4节）。
- **从原始CSI信号中确定特征。**通过从普通WiFi设备的细粒度子载波信息中提取特征，就有可能计算出人数。这些特征是CSI振幅的平均衰减和平均变化，它们受到通信链路中人数的影响（见4.2和4.3节）。
- **电子和电气应用的自动控制。**习惯。通过扩展DFC算法，可以确定房间里是否有人；通过控制不必要的电器的电力，可以节省电力消耗（见3.1节）。

本文的其余部分结构如下。第2节总结和分析了人类检测的相关工作。

定位和计数。第3节展示了DFC算法的问题形式。第4节描述了DFC算法的设计。第5节解释了测试平台的硬件和软件配置。第6节评估了DFC算法的性能并讨论了该算法的问题。第7节总结了本文以及未来的工作。

2 | 相关的工作

大多数与人的计数或感应有关的研究都集中在人或用户设备的定位或运动检测[9][6-8, 10]。另外，其他人类计数研究分析了WiFi通信链路中的信号[1]，并需要额外的设备，如摄像头或雷达[2, 4]。

Depatla等人提出了一种通过WiFi功率估计房间占用率的方法[1]。在他们的研究中，他们用RSSI信号的变化来估计WiFi链接之间的人数。他们通过比较理想的概率分布和分析RSSI信号变化的概率分布来计算人数[1, 14]。同样，所提出的DFC也是基于WiFi接收器的WiFi信号分析的概率分布。然而，我们的分析是基于细粒度的子载波信息，这可以实现对动态和静态目标的高计数精度。

Ma等人提出了一个基于摄像头的、使用提取特征的人类计数系统[2]。他们通过使用机器学习技术，即多实例支持向量机（SVM）提取特征，获得了较高的人数计算精度。因此，基于计算机视觉，这项研究可以更快地确定行人的数量，并具有很高的准确性。然而，为了实现他们的方案，需要额外的设备（如摄像头），而且设备的质量和性能也会影响系统的性能。

Lv等人提出了一个通过具有多个天线的UWB生物雷达的人类感应方案[4]。他们的系统可以通过墙或门计算多个目标（如人类）。然而，他们的方案还需要额外的设备来进行人体感应。DFC可以实现同样的目的，但只使用带有COTS NIC的普通WiFi设备。

Wang等人提出了一种具有细粒度子载波信息的低人力、无设备的定位系统（称为LiFS）[7]。LiFS是一个基于模型的无设备定位系统。它可以通过分析许多WiFi设备的CSI信号来定位一个或两个目标。LiFS有四个模块。第一个模块是CSI收集模块。在目标进入监测区域之前，该模块从所有链路收集一组CSI测量值（即基线数据）。第二个模块是一个粗略的位置估计模块，它通过比较测量的CSI值和预先获得的基线CSI值，检测目标是否位于特定链路的第一菲涅尔区（FFZ）[15]。第三个模块是一个CSI预处理模块。如果目标位于特定链路的FFZ内，该模块用他们的方案[7]对该链路的原始CSI进行预处理；否则，LiFS使用该方案来

使用[6]中提出的频率分集进行预处理,找到有效的CSI。第四个模块是目标定位模块。该模块使用功率衰减模型(PFM)在每个链路中用预处理的信号搜索目标的位置。因此,该方案介绍了如何利用细粒度的子载波信息对目标进行定位。然而,它的目标与我们的DFC不同,DFC的重点是对人的计数,而不是对多个目标(如一个或两个目标)的定位。我们提出的DFC借用了LiFS提出的一些技术来预处理CSI信号。

Wu等人提出了一种细粒度的室内定位方案(称为FILA)[6]。FILA是一种基于正交频分复用(OFDM)的新的跨层方法,用于使用无线局域网(WLAN)进行室内定位[11]。为了获得快速准确的室内位置识别,在时域和频域利用了信号处理技术来缓解多路径效应,还提出了一种快速训练算法,用于校准精炼的室内传播模型,以表示

CSI值和与接入点(AP)之间的距离关系。在发射端不需要修改,在接收端(即RX-目标移动设备)的定位中只引入了一个新的CSI处理的component。FILA定位系统的先决条件是,它必须能够在正常的解调过程后输出细粒度的子载波值。

Ibrahim等人通过WiFi RSSI信息为DFC引入了一个深度学习系统(称为CrossCount)[3]。CrossCount通过在一个递归神经网络(RNN)中映射一系列的链接互阻模式来计算人数。该系统有三个阶段:(i)训练数据准备,(ii)长短期记忆(LSTM)RNN训练模块,(iii)无设备在线计数模块。特别是,CrossCount通过一项新技术减少了收集训练数据的劳动密集型工作,该技术只需要收集一个人的链接块年龄数据,并为多人计数产生其他训练数据。在在线计数阶段,来自WiFi链路的RSSI信息被输入训练好的LSTM RNN,以估计感兴趣区域的人数。

Xue等人提出了一个多视图深度学习框架(称为DeepMV),通过整合WiFi信号、声波和可见光等多种信息来识别人类活动[16]。DeepMV采用了一个卷积神经网络(CNN)模块来处理不同特征的异质信息。为了组合这些特征,提出了一个分层加权的组合模块,这样可以评估信息的质量,并通过加权来组合提取的特征。此外,还设计了一个对抗性网络来分离环境信息和目标特征。DeepMV使用不同的信息源来进行人类活动识别,这可以提高系统的性能。然而,收集这些信息的设备会增加部署成本,而且设备故障会破坏系统的准确性。

Huang等人设计了一个基于射频识别的无设备人体检测和定位系统。

(RFID)设备[17]。该系统使用RFID天线读取粘在房间墙壁上的许多RFID标签所反射的RSSI信息,以检测和定位房间里的人,这些人可能会阻挡和反射天线和标签之间的一些信号。另外,Münch等人引入了一种方法,利用蓝牙低能量(BLE)信标被动地计算房间里的人数[18]。他们还使用了通过BLE信标收集的受人体影响的RSSI信息,这与RFID系统的概念相似。

综上所述,所审查的人数统计方法需要额外的设备,这可能会增加部署成本。而更多的设备也会降低系统的可靠性,从而影响计数性能。使用CSI数据的方法集中在目标或设备的定位上。与这些方法不同的是,我们的DFC侧重于在人类处于感兴趣的区域时,通过分析CSI信号的特征,用概率模型对人进行计数。如第6节所示,DFC算法的性能与使用RSSI[1]的基线方案进行了比较。

3 | 问题的制定

在本节中,我们描述了我们的DFC系统的表述。DFC的重点是估计人数,这将有助于最大限度地减少控制电子和电气设备的时间和人力。

3.1 | 无设备人类计数的概念

图1显示了DFC的概念。有了这个系统,就可以监测到只有几个人在顶层的会议区工作。其余的区域是空的。在这种情况下,未使用的电气设备必须被关闭以节约能源。另一方面,在最低层,即工作区,许多人正在积极工作。因此,空调、显示器和灯泡应该为人们提供有效的环境。DFC算法可以确定办公室或房间里有多少人,因此可以控制未使用的电子设备的功率和操作模式,以提高能源效率。

3.2 | 假设

- DFC的重点是计算COTS WiFi发射器和接收器之间LoS链路中的人数。本文不考虑不能对CSI信号做出重大改变以区分目标数量的非LoS场景。作为未来的工作,非LoS场景将被考虑用于人类计数。
- 为了计算人数,DFC的推论是基于一个概率分布。该概率分布可以使用从多个目标的实验中提取的标记特征来计算。

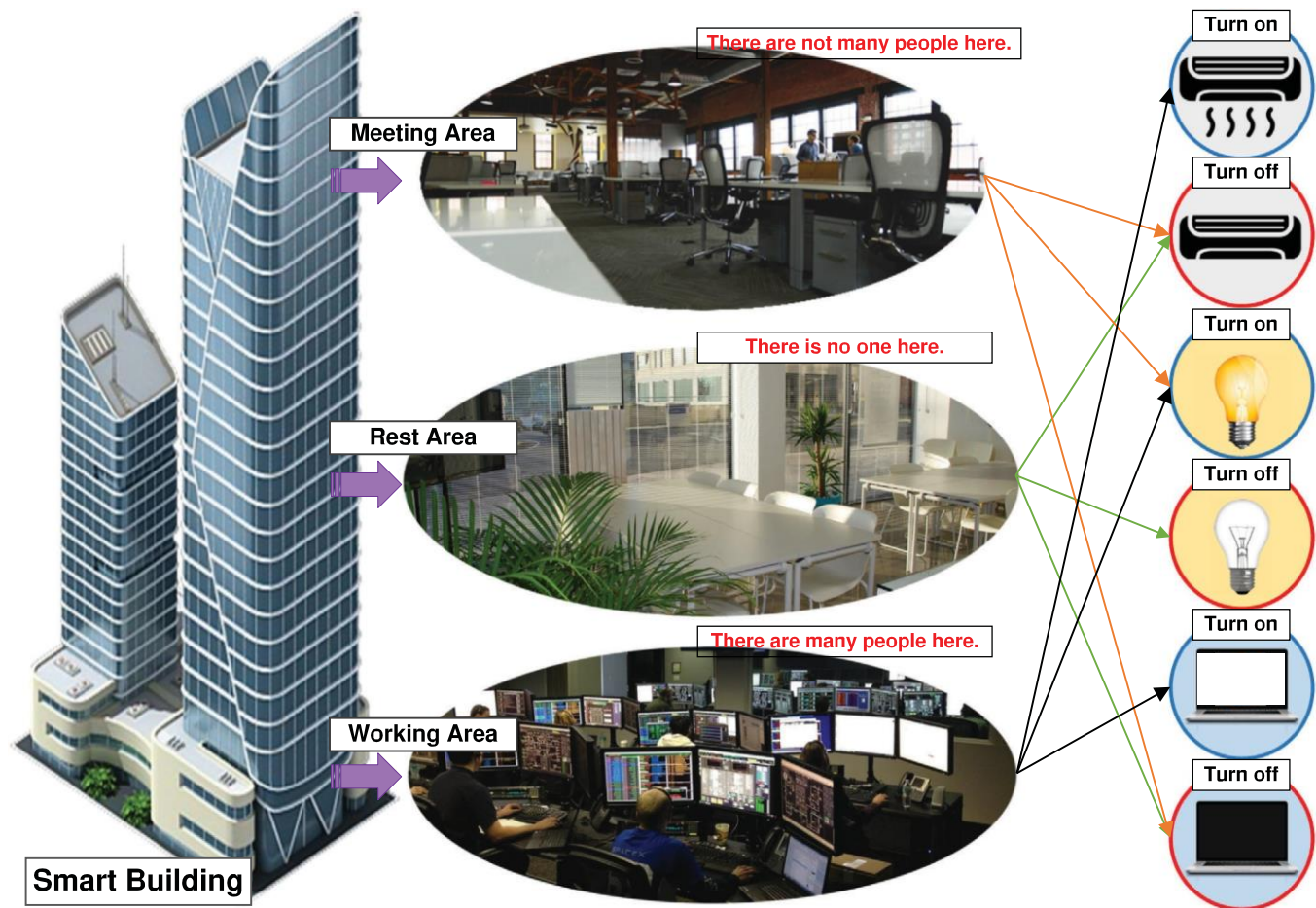


图1 DFC系统的概念

3.3 | 场景

一个实验方案的描述包括7个步骤。如图2所示，该程序如下。

- 我们收集细粒度的子载波数据用于特征提取。在这个过程中，链路中的人数是已知的。目前收集的CSI数据集包括，即功率降低和散射的信息。原始CSI包括障碍物和环境的噪声。
- 对原始CSI进行预处理以获得特征。这个过程是在第4.2节中有详细解释。
- 特征（即CSI的平均衰减和变化）被提取出来。经过预处理的CSI具有关于障碍物影响的信息。任何其他被认为不受目标影响的信号在数据处理步骤中被丢弃。
- 通过引导，获得了一组数据，以测出匹配人口的概率分布。在这一步，当环节中存在1、2、3或 N 个人时，每个概率分布都要计算。
- 收集CSI的数据集作为链接的输入，以便以估计在测试阶段有多少人存在。

- 对原始CSI数据进行预处理，通过收集到的CSI数据计算人数，而不对输入数据进行标记。
- 将提取的和未标记的特征作为输入数据与之前计算的概率分布进行比较，然后进行概率推导，以计算出有多少人在场。这个估计过程将在第4.5节详细解释。

4 | DFC系统的设计

原始的细粒度子载波有许多噪音，如发散、反射和散射。为了找到障碍物的影响，我们使用了一个数学理论，这就是菲涅尔区[15]。这是一个用于分析无线链路中障碍物影响的区域。当障碍物位于菲涅尔区的LoS路径上时，信号会受到障碍物的影响。因此，当目标位于WiFi发射器和接收器之间的菲涅尔区时，收集的信号表明，一些变化是由目标引起的。此外，从原始的细粒度子载波信息中选择有效的子载波指数是一个挑战。如果信号被衰减了，就很难确定是什么原因造成的。

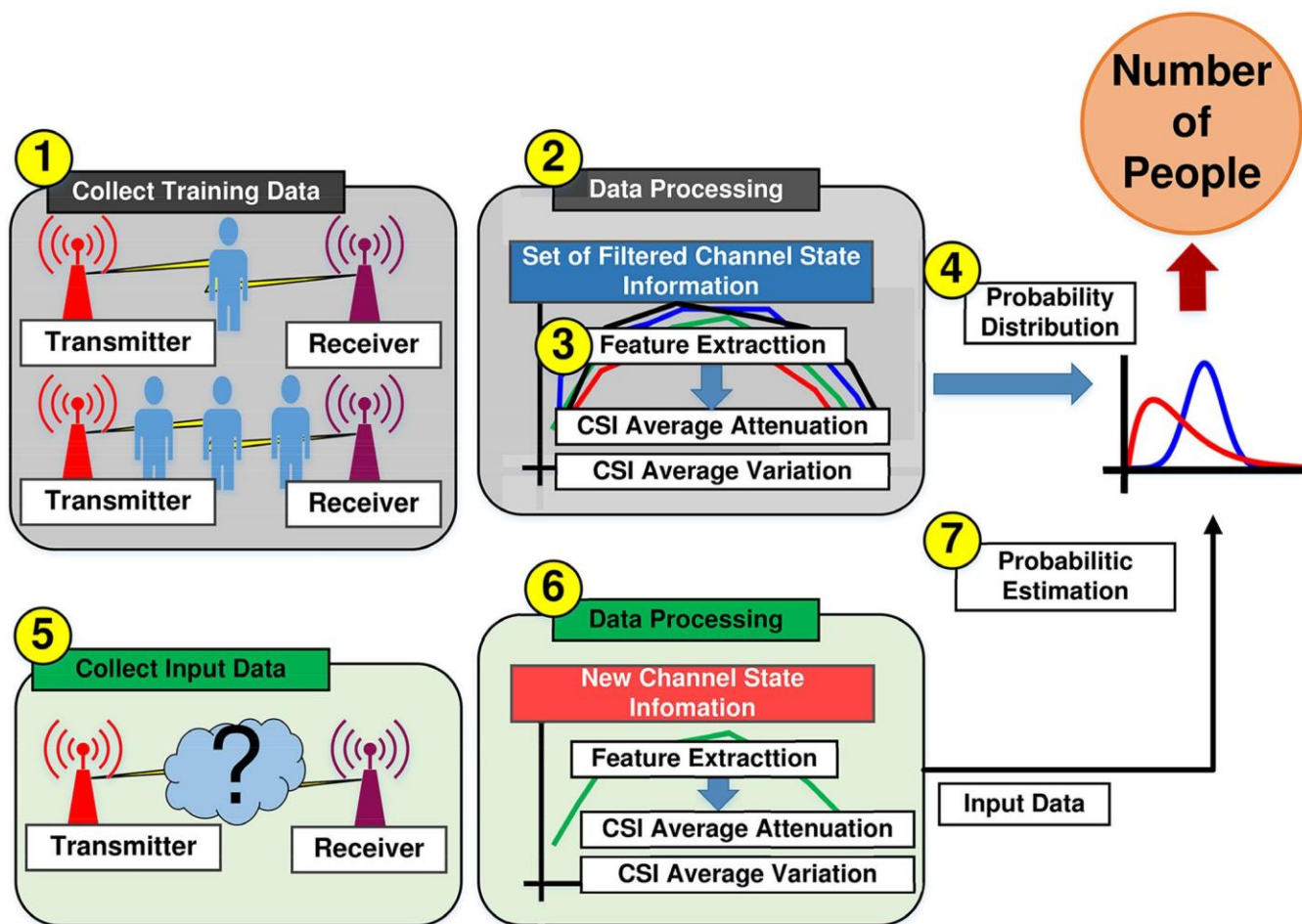


图2 DFC系统的程序

由于这种衰减是由障碍物或噪声产生的，所以原始信号发生了变化。为了解决这个问题，根据功率降低是否足够，调整一个阈值来选择过渡部分的子载体。这项研究借用了LiFS[7]和FILA[6]中提出的一些公式来过滤出有效的子载波指数。此外，我们将它们转换为适合DFC算法。最后，在有多目标的情况下，对DFC进行了分析。

图3显示了DFC的系统配置。用于计数多目标的DFC包括两个步骤，即训练步骤和测试步骤。在第一步中，对细粒度的子载体进行测量。采集信号的同时注意到存在的人数。然后，通过特征提取子步骤提取特征（即CSI振幅的衰减和变化），使用两个特征的二维概率分布。在第二步，在不知道有多少人存在的情况下，对彩色的细粒度子载波进行测量。这时，我们可以估计人的数量，以比较第一步的概率分布和第二步提取的相同特征。

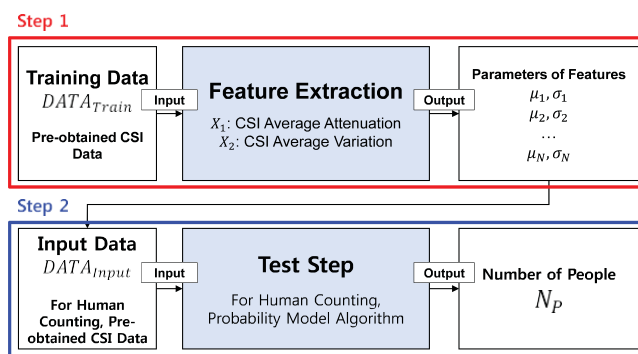


图3 DFC的模块

第4.2、4.3和4.4节对我们的特征提取程序进行了详细描述。另外，第4.5节给出了测试步骤的详细描述。接下来的几个小节将分别解释两个步骤（即特征提取和测试步骤）的关键概念和程序，如图3所示。

4.1 | 菲涅尔区

菲涅尔区是分析可见范围内障碍物的影响（即发生衍射或干扰）的区域。下面的公式显示了FFZ的范围。

$$r_1 = \sqrt{(\lambda \cdot d_{it} \cdot d_{jt}) / d_{ij}} \quad (1)$$

其中, d_{ij} 是一个发射器（即*i*）与另一个发射器之间的距离。观察者（即*j*）， d_{it} 是目标（即*t*）与发射器， d_{jt} 是目标和接收器之间的距离，以及 λ 是无线信号的波长。特别是，在无线通信链路中，无线电信号会受到衍射或反射的影响。FFZ是一个具有场强峰值的区域。如果在大约80%的FFZ内没有障碍物，则假设损失等于自由空间的损失。结论

因此，如果在FFZ中出现额外的衍射损失，那是由于障碍物造成的。可以计算出除额外衍射外的功率损失量，以确定障碍物的存在。此外，如果障碍物或目标位于FFZ中，就有可能使用PFM确定目标的位置或目标的数量，这是由[7, 15]提出的。有了这个数学理论，就有可能显示出FFZ中障碍物的影响。因此，我们在预处理方案中采用了CSI的衰减阈值。

4.2 | 第一次的预处理方案 特征提取

本小节包含了一个收集原始CSI和提取第一个特征的预处理方案[19, 20]。原始CSI有很多信息，包括各种类型的噪声。但是原始CSI不能直接用于定位或计数，因为散射以及功率降低导致的噪声

。为了找到有效子载波的指数，我们使用了[2]提出的过滤方案进行预处理。

如果障碍物（或人）位于无线通信链路的中间，由于它们引起的衍射和吸收，CSI振幅会降低。然而，CSI衰减的发生不仅是由于FFZ中的障碍物，而且还有其他因素。因此，我们不能决定CSI衰减只发生在FFZ的障碍物上。我们使用阈值

δ_{eff} 用于区分FFZ中障碍物对CSI的影响[2]。 δ_{eff} 是通信链路中没有障碍物时测量的CSI值的平均标准偏差。

$$\delta_{\text{疗效}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K f_k * \delta_k \quad (2)$$

其中， δ_k 是第*k*个子载波在自由空间的振幅的标准偏差[6]。 f_0 是中心频率， f_k

衰减大于

δ_{eff} 表明在FFZ有障碍物。通过频率选择性衰减[2]，CSI值为

即使在FFZ中存在障碍物，所有子载波也不会以同样的方式减少。只有一些子载波的CSI值被降低，这些子载波被称为有效子载波。有效子载波的CSI平均衰减情况如下

。

$$\Delta \text{CSI}_{\text{疗效}} = \frac{1}{I} \sum_{j \in I} \frac{f_j}{f_0} (F - O) \quad (3)$$

让 $\mathbf{F} = \{F_1, F_2, \dots, F_K\}$ 为目标位于无线链路上的细粒度子载波的振幅， $\mathbf{O} = \{O_1, O_2, \dots, O_K\}$ 是目标不在链路上时细粒度子载波的振幅。因此，一组有效的子载波可以表示为：

$$I = \{j : F_j - O_j > \delta_{\text{eff}}, 1 \leq j \leq K\} \quad (4)$$

有效CSI表示为 $\Delta \text{CSI}_{\text{eff}}$ ，当目标是放在一个链路上，可以用公式（3）来计算[7]。通过这个预处理方案，我们可以确定受障碍物影响的有效子载波指数，以及相应的CSI衰减。

定义4.1.我们将有效子载波的CSI振幅衰减的加权平均值定义为第一个特征 X_1

。该值表示CSI振幅被人等障碍物降低的程度。第一个特征被称为CSI平均衰减。

如图4a所示，第一个特征（ X_1

1，即CSI平均衰减）可以通过公式（3）从预处理的CSI衰减中计算出来。两条紫线表明，一些子载波的振幅（即索引4和26）被目标衰减，其衰减量大于 δ_{eff} 。

4.3 | 第二次特征提取的程序

本小节包含了DFC的第二个特征提取程序。我们通过一种基于概率的方法来估计*N*人。只用一个特征，即CSI平均衰减，就很难估计出通信链路中的人数。因此，我们定义了受通信链路中障碍物影响的第二个特征。衍射和反射在通信链路中有障碍物的情况下比没有障碍物的情况下发生得更多。衍射和反射发生得越多，CSI值的变化就越大。

定义4.2.我们将CSI振幅的前*n*个标准差的加权平均数定义为第二个特征 X_2 。

是第*k*个子载波的信号频率。事实上，CSI

这个值表示CSI振幅受同等障碍物影响的变化程度。第二个特征被称为CSI平均年龄的变化。

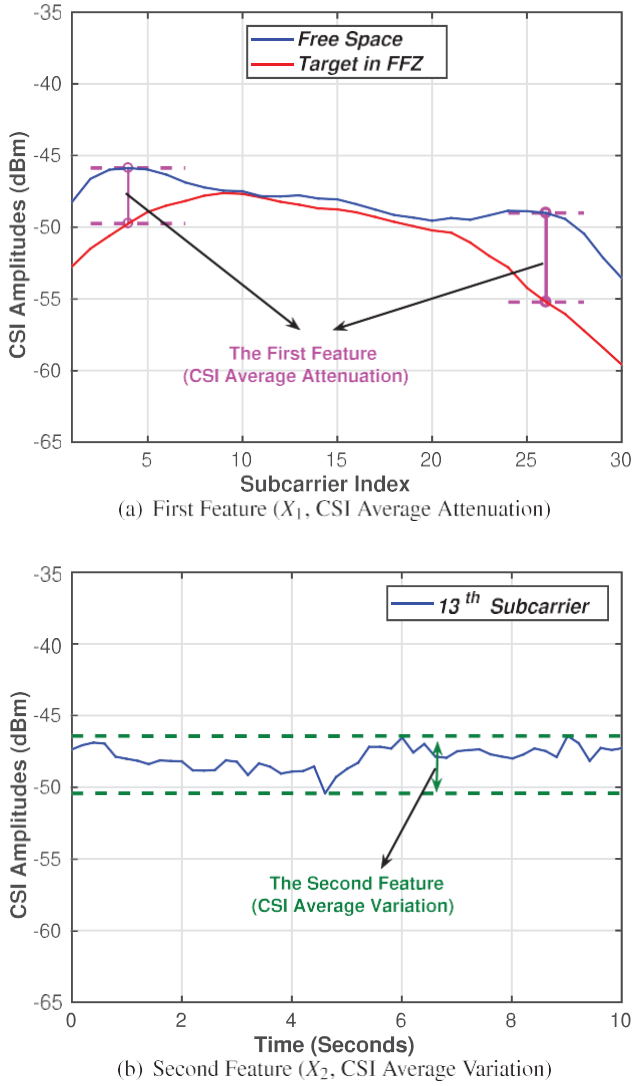


图4 特征提取

第二个特征 (X_2 ，即CSI平均变异) 被定义为前 n 个变异的加权平均值，如下所示。

$$X_2 = \frac{1}{2} \sum_{k \in K_n} \frac{f_k}{\sigma_k} \sigma_k \quad (5)$$

$$K_n = \{k : \sigma_k \geq \sigma^{(n)}\} \quad (6)$$

其中 K_n 是收集到的子载波中前 n 个变化的集合， $\sigma^{(n)}$ 是第 n 个最大的变化。图4b显示了收集的CSI中第13个子载波的振幅变化。

4.4 | 核实特征

为了验证第4.2和4.3节中的两个特征，我们在室内环境中进行了一次试验。在测试中，发射器和接收器之间的距离被设定为10米，它们的高度被设定为离地面60厘米。采集到的

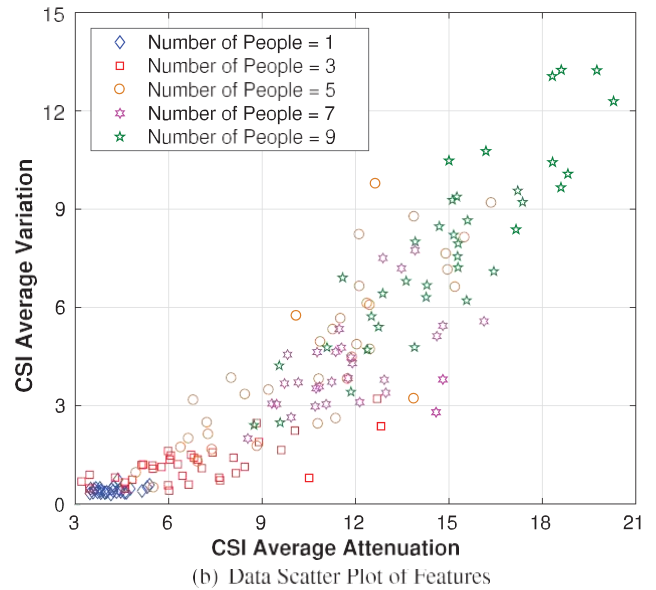
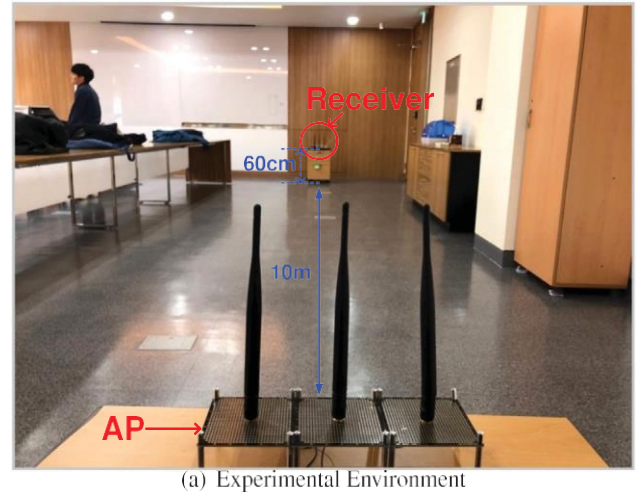


图5 特征验证实验

tion周期被设定为每0.2秒，每5分钟一次。为了验证目标人数的影响，人数范围从1到9人的通信链接。图5a显示的是体验-

在室内环境中的指导配置。

1) 特征提取实验的结果：通过

实验中，我们建立了每个特征。图5b显示了在室内会议室的通信链路中，9个人的特征散点图。 X 轴是第一个特征（即CSI衰减 (X_1)），可以从第4.2节得到。换句话说，它显示了大于 σ_{eff} 的CSI子载波的平均衰减。 y 轴是第二个特征（即CSI变化 (X_2)），可以从第4.3节得到。换句话说，它显示了CSI振幅的前 n 个标准差的加权平均。

第一个特征和第二个特征随着人数的增加而增加。特征的变化如表1所示，这表明我们的特征提取算法可以找到关于原始CSI的有效特征。

表1 特征的变化

特点/数量	1	3	5	7	9
X_1 (CSI平均衰减) (dBm)	4.21	6.85	10.7	11.84	15.06
X_2 (CSI平均变化)	0.44	1.24	4.57	4.24	8.02

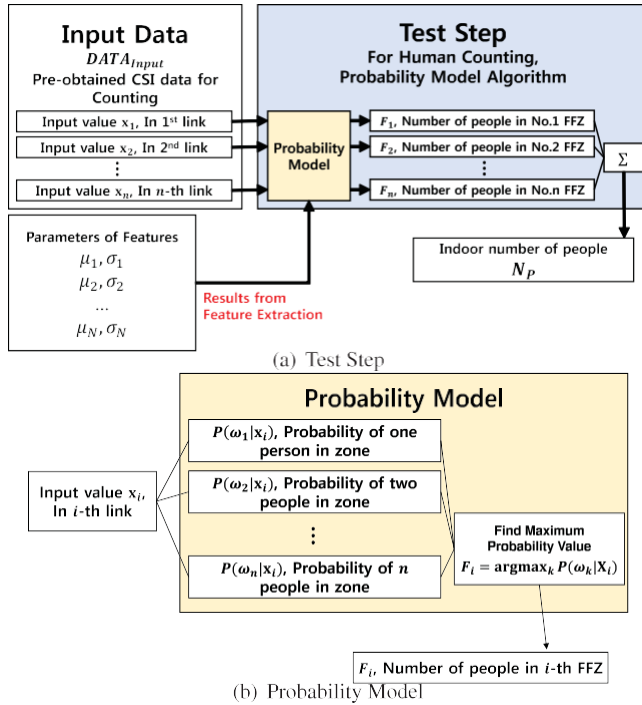


图6 测试步骤和概率模型

2) 特征集的构建: 有了这些特征, 我们会处理boots trapping, 以找到一个群体的特征。Bootstrapping是一种允许复制的方法, 从原始数据集中随机地做出一个样本集。在这一点上, 它可以用来确定一个群体的概率分布, 即使测量的样本不充分, 甚至当分布的但是, 所收集的数据集的分类并不明确。也就是说, 有可能

计算人口的概率分布, 通过对样本的洗牌来制作多个数据集。为了计算出自举数据集, 数据集 (即 $N_1, N_2, \dots, N_8, N_9$ 的原始采集信号) 由自举300产生。

次。因此, 可以做出一个二维概率模型的特征集, 来寻找有测试数据的人数。到目前为止, 本研究中的特征 (即 X_1 和 X_2) 的提取算法已经得到解释。有了这些特征, 我们就可以用下面的测试步骤来估计链接中的人数。

4.5 | 人体计数的测试步骤

图6a显示了测试步骤的程序和我们DFC算法中的概率模型。为了确定数量

我们利用对现有人员的了解, 测量了一个链接中的CSI信号。同时, 基于统计学建立了一个人数的概率模型。这个模型被设计成高斯分布, 通过特征提取程序, 使用提取的参数 (即 X_1 和 X_2)。输入数据 x_1, x_2, \dots, x_n 是收集的

, 每个环节有 N 个人的原始CSI信号。这些输入数据随着WiFi发射器和接收器之间的链接中的人数而变化。随着所在人群数量的增加, 原始CSI信号因衰减和散射而动态变化。根据这一特性, 我们可以估计每个链路的人数 (即 F_1, F_2, \dots, F_n)。因此, 我们将能够通过将每个环节中测得的人数相加来估计室内环境中的总人数。请注意, 我们把对重复计数的考虑留到未来的工作中, 即链接的覆盖范围重叠, 导致重复计数[21]。

概率模型。 本研究的概率模型如图6b所示。首先, x_i 是输入数据, 它是由特征 x_1 和 x_2 组成的行向量, 分别是CSI平均关注度 (X_1) 和CSI平均变化 (X_2)。给定输入数据 x_i , 第 i 个环节中存在 n 个人的概率表示如下。

$$P(\omega_i | x_i) = \frac{P(x_i | \omega_i) P(\omega_i)}{P(x_i)} \quad (7)$$

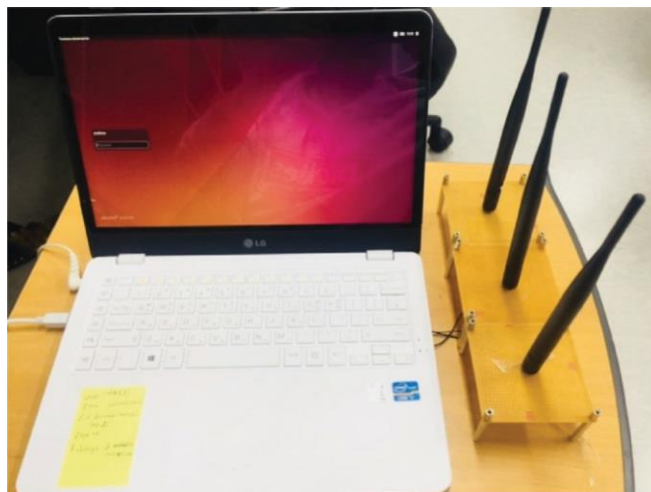
其中 ω_i 代表一个链接中存在 n 个人的事件。为了找到一个概率, 即在给定的输入数据 x_i , 需要计算公式 (7) 中的 $P(\omega_i | x_i)$ 。然而, $P(\omega_i)$ 的分布无法确定, 因为那里的人数是未知的。因此, 我们假设 $P(\omega_i)$ 的分布是均匀的。另外, 在比较每个人的概率时, 概率 $P(x_i)$ 是相同的。因此, 只需要计算 (7) 中的 $P(x_i | \omega_i)$ 。为了处理 N 个人的最大概率, 使用基于features的统计信息进行操作, 这些信息由第4.2和4.3节获得。概率 $P(x_i | \omega_i)$ 可以用高斯分布[22]表示如下。

$$P(x | \omega) = \frac{1}{(2\pi)^N} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right] \quad (8)$$

其中 Σ_n 是平均衰减的协方差矩阵和为 CSI 振幅的平均变化, μ_n 为链路中存在 n 人时CSI的平均衰减和平均变化的平均矢量, 用于计算二维高斯分布[22]。因此, 这种二维高斯分布通过公式 (8) 得到, 用于计算关于输入数据 x 的预期最大概率,

以便从公式 (7) 中估计有多少人存在于链接中。

此外, DFC算法可以支持多层次的人群检测, 如低度、中度和高度存在的人群。例如, 在图5b中, 我们可以划分出三个级别



(a) Transmitter Laptop



(b) Mounted NIC

图7 系统配置

如低密度 (1-3人)、中等密度 (5-7人) 和高密度 (9人), 通过我们的DFC算法估计人类数量。请注意, 我们提出的DFC使用真实世界的CSI数据来训练高斯分布模型, 该模型有两个CSI信号的提取特征。真实世界的CSI数据可能包括环境造成的噪音和其他来源 (如WiFi接入点和微波炉) 造成的干扰。尽管原始CSI信号可能包括噪音和干扰, 但我们的DFC系统在训练步骤中提取的特征是基于主导的、有效的CSI信号, 这可以减轻这些噪音和干扰的影响。在第6.3节中, 显示了干扰源 (即与我们的DFC系统具有相同WiFi信道的WiFi AP) 对我们的DFC系统的性能有多大的影响。

到目前为止, 我们已经解释了我们的系统设计, 用于人类计数。剩下的部分将描述系统的配置-tion和性能评估。

5 | 系统配置

本节介绍DFC算法实验的软件和硬件配置。在实验中, 我们准备了两台笔记本电脑, 分别作为WiFi发射器和接收器。此外, 我们还设置了一台台式电脑来分析收集的原始CSI信号。

5.1 | 硬件配置

DFC算法是在COTS英特尔的WiFi Link 5300网卡的基础上实现的。发射器的笔记本电脑型号是 LG ZD360, 安装了 "hostapd" 工具, 用于配置基于软件的AP[23]。为了接收来自发射器的CSI信号, 另一台笔记本电脑被用作具有相同网卡的接收器。接收器的笔记本电脑安装有 "Linux CSI工具", 以收集来自传输链路的CSI[24]。发射器

终端和接收器都配备了2.4GHz全向的5dBi偶极天线。为了分析CSI和执行DFC算法, 使用了一台具有3.4GHz CPU (型号: Intel i7-3770) 和16GB内存的台式电脑。图7分别显示了发射器笔记本电脑和安装的网卡的硬件配置。图7a显示了带有三根天线用于无线通信的发射器笔记本电脑。图7b中的红框显示了安装在发射器笔记本电脑主板上的网卡。请注意, 需要有一个可插拔的Mini PCIe插槽的笔记本电脑来安装网卡。最近的笔记本电脑型号不具备容纳网卡的插槽。如果测试用的笔记本电脑没有这样的插槽, 可以使用Mini PCIe到USB适配器来进行实验。

5.2 | 实验配置

为了验证DFC算法, 我们在韩国水原市成均馆大学的一个典型会议室和食堂进行了实验, 如图8所示。对于会议环境, 我们使用了一间尺寸为1050×840厘米的会议室, 如图8a所示, 一张长桌位于房间中央, 还有一些椅子。WiFi发射器和接收器都被放在离地面60厘米以上的高度。会议室里考虑了两种实验情况, 如静态目标情景和动态目标情景。实验中, 最多有10个人站在发射器和接收器之间。会议室的情况是在晴天的下午1点到5点进行的实验。对于食堂案例, 如图8b所示, 实验是在一个公共环境中进行的。人们在选定的餐厅里坐着聊天。另外, 有7张桌子和10把椅子, 实验是在一个阴天的下午1点到3点进行的。由于有3或4个人坐在两根天线的LoS范围之间, 所以地面真实人数为3人。发射器和接收器的高度在地面上为40厘米。通信的长度



(a) Meeting Room Experiment



(b) Cafeteria Experiment

图8 实验环境

链接是450厘米。笔记本电脑的高度比会议室案例中的要短，原因是大多数人都坐在桌子周围的椅子上。目标高度的详细影响将在第6.4节解释。请注意，在我们的实验中，大楼里有许多部署的COTS WiFi AP，这可能会影响实验结果。每个实验都是在2天内按不同的条件进行的。

为了进行性能评估，我们在[1]中开发了一个使用RSSI的基线方案，在本研究中称为“RSSI”。为了进行公平的比较，我们在相同的条件下评估了所提出的DFC和RSSI方案。信号收集的频率为每秒5次，持续5分钟。

6 | 绩效评估

我们将DFC算法与基于RSSI的人类计数算法[1]进行比较。同时，通过改变站在无线通信链路中的人数进行了测试。估计误差被定义为我们对人数的估计和地面真相之间的差异。人数随时间变化的估计结果显示在图9和11a中。估计误差的累积分布函数（CDFs）显示在图10和11b。

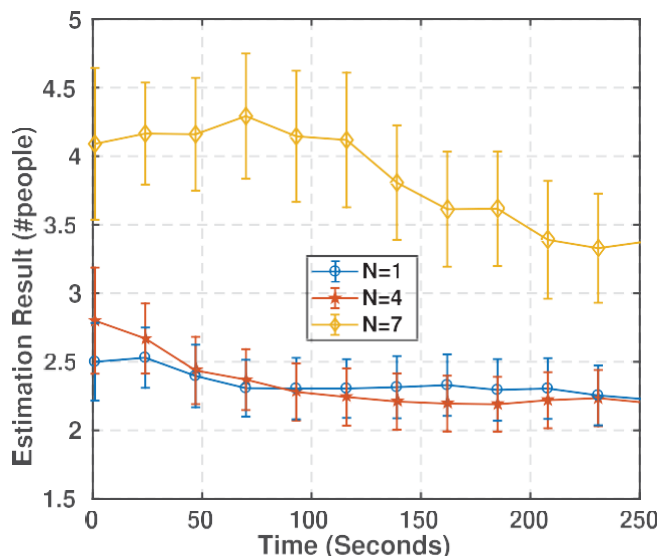
6.1 | 会议室案例

测试是在一个会议室进行的，用于统计分析动态和静态情况。请注意，在图9中，在240秒的测量过程中，估计频率为20至23秒，并以95%的置信区间构建该估计频率的误差条。这种多变的频率是因为CSI的数据收集是在收集到预期的样本数之前进行的。因此，有关于240秒而不是250秒的结果。

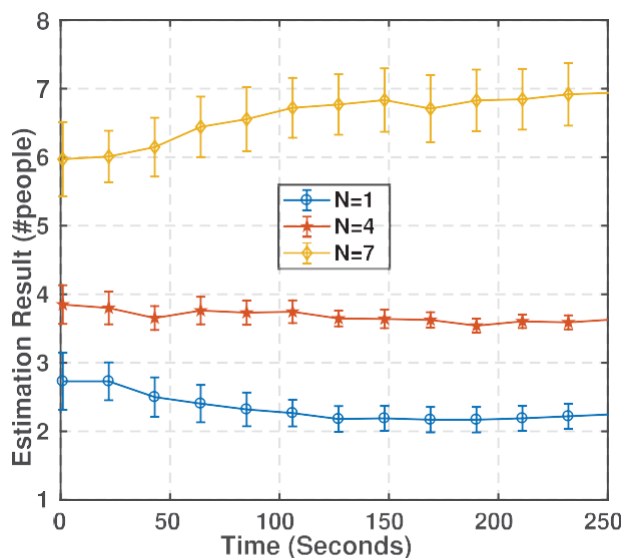
1) 静态目标的估计结果。图9a显示了DFC算法对1、4和7个人作为静态目标的估计结果，每条线上的每一点都是平均估计结果。根据图9a，静态目标情况下的结果相对不稳定，准确性较低。例如，在 $N=7$ 的情况下，估计结果的平均值为3.33，估计结果的偏差为0.4。

2) 动态目标的估计结果。图9b显示了DFC算法对1、4和7个人作为动态目标的估计结果。动态目标情况下的结果比静态目标情况下的结果要好。FFZ中的动态目标越多，对CSI的影响就越大。也就是说，动态目标越多，发生的衍射和反射就越多。特别是，4人和7人的估计结果几乎是准确的。例如，在 $N=7$ 的情况下，估算结果的平均值为6.91，估算结果的偏差为0.46。

3) 静态目标的估计误差。这个估计误差包括WiFi设备之间通信链路中的人数误差，如第5.1节所述。图10显示了在同一个会议室里关于DFC和RSSI算法的CDF。图10a表示使用这两种算法的静态目标（）实验的CDF。如图所示，在静态目标的情况下，DFC算法的估计误差最多为2的概率为57%。另外，DFC算法的估计误差最多只有4的概率是85%。RSSI算法显示，估计误差最多为2的概率为59%，估计误差最多为4的概率为73%。请注意，图10a中的横轴对于估计误差（即人类计数时的错误数字）限定为4，因为4足以表明DFC的CDF曲线高于RSSI。因此，在静态目标情况下，DFC算法显示出比RSSI算法更好的性能。



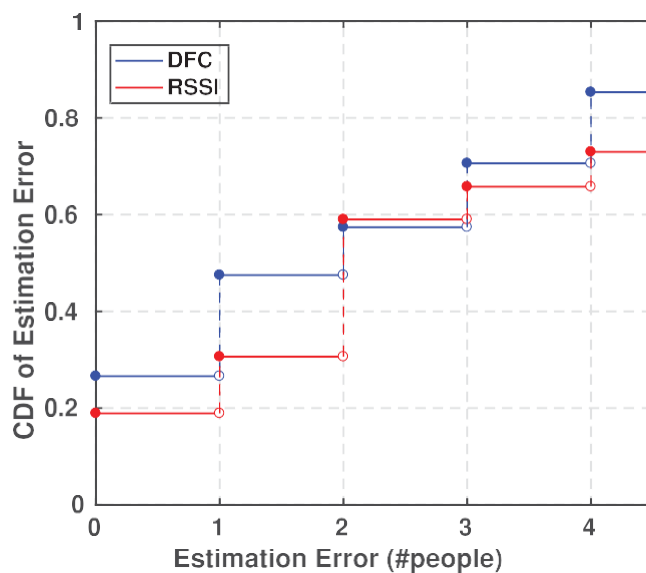
(a) Result of Static-Target Scenario



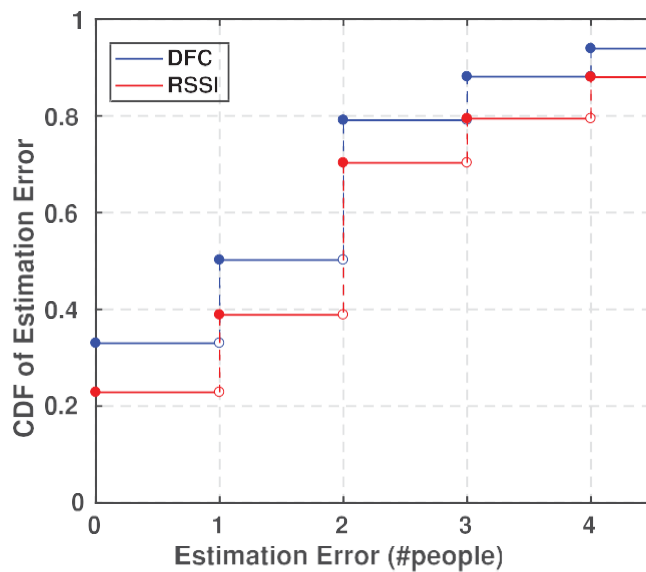
(b) Result of Dynamic-Target Scenario

图9 随着时间的推移,估计的结果

4) **动态目标的估计误差**。图10b代表了动态目标实验的CDF, 使用了两种不同的方法。如图所示, 在动态目标情况下, DFC算法的估计误差最多为2的概率为79%。另外, DFC算法的估计误差最多为4的概率为94%。相比之下, RSSI算法显示, 估计误差最多为2的概率为70%, 估计误差最多为4的概率为79%。请注意, 图10b中的横轴也被限制在4的估计误差(即人类计数时的错误数字), 原因与上一小节所述相同。因此, 可以看出, 随着移动人数的增加(特别是在动态目标情况下), DFC的性能优于RSSI。



(a) Estimation Error of Static-Target Scenario



(b) Estimation Error of Dynamic-Target Scenario

图10 两种情况下的累积分布函数 (CDFs)

6.2 | 食堂案例

为了得到更可靠的人工计数结果, 还测试了食堂的情况。第5.2节详细说明了咖啡馆的实验环境。图11显示了咖啡馆中随时间变化的实验结果。请注意, 在图11a中, 在大约575秒(即大约10分钟)的测量过程中, 估计频率约为12.5秒, 这个估计频率的误差条是以95%的置信度构建的。

首先, 图11a描述了关于采集数据随时间变化的估计结果。DFC估计在图中的地面实况3下有4个人存在于链接中。这可能是由于在实验过程中, 其他人的偶尔移动阻挡了通信链路的LoS路径。

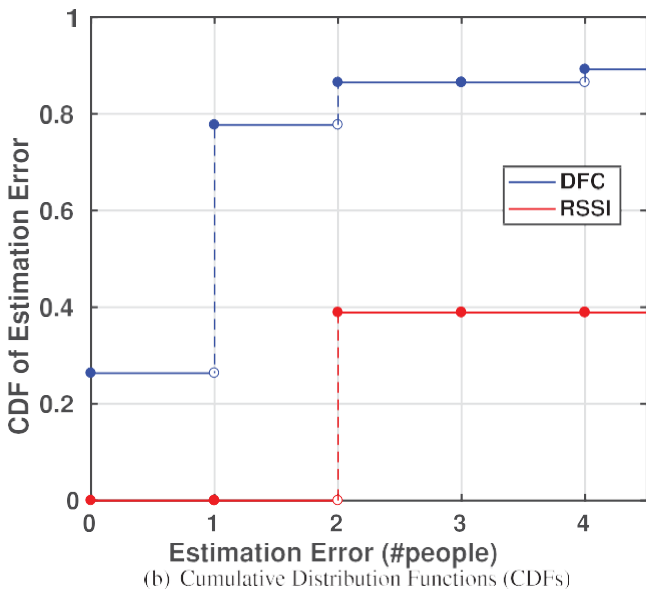
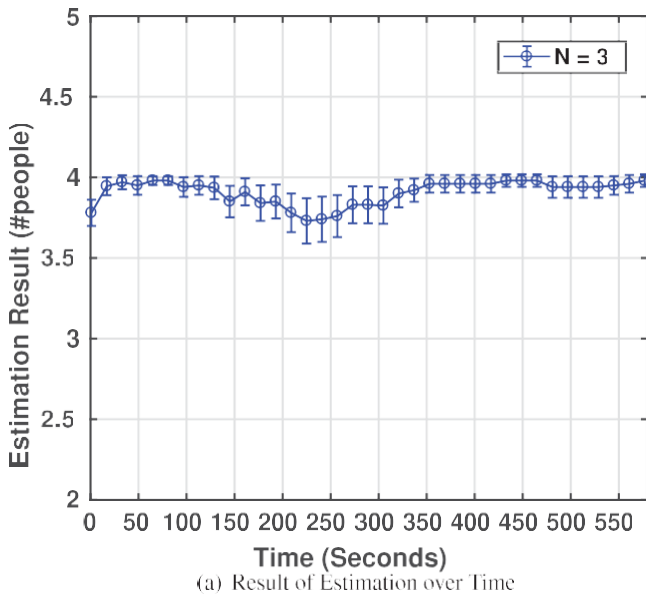


图11 食堂的实验结果

图11b显示了DFC和RSSI的估计误差CDFs。如该图所示，DFC的估计误差为2人，概率为86%。另一方面，RSSI的估计误差为2人，概率为39%。因此，在室内咖啡馆环境中，DFC可以提供比RSSI更高的精确度。

总的来说，实验结果表明，DFC在会议室和食堂等室内环境中可以达到，有较高的准确性。

6.3 | 干扰的影响

本小节研究了由干扰源造成的WiFi信号的干扰对

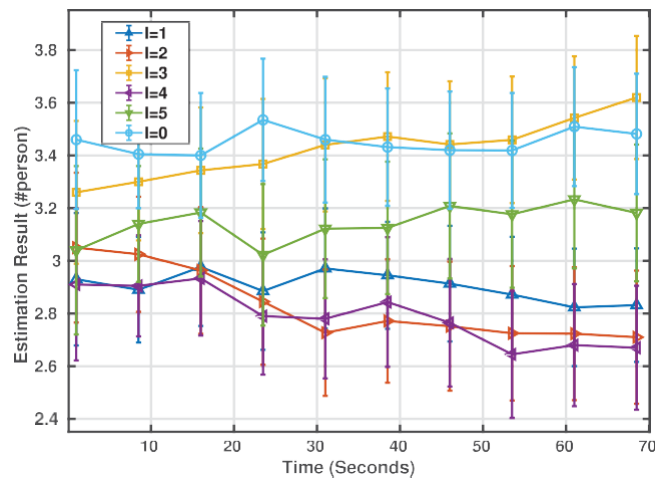


图12 干扰环节的影响

DFC算法。在这项调查中，我们进行了一个实验，在会议室里有多达五个干扰链路（由与我们的DFC系统具有相同WiFi通道的WiFi AP引起）。这五个干扰链路是由五个站台-AP对产生的五个WiFi链路产生的。我们将五个Raspberry Pi 4板配置为五个AP，使用与WiFi链接相同的通道进行CSI数据收集。五个AP被放置在CSI数据接收器旁边，而五个站位于发射器附近。也就是说，这五个干扰链路与我们DFC系统的CSI数据收集链路是平行的。在实验过程中，与五个AP之一相关的一个站可以通过连续ping其连接的AP来产生一个干扰链路。我们让五个人在垂直于WiFi链路的地方来回走动。

图12显示了不同数量的干扰链路（用 l 表示）下的估计人数。当没有干扰链路存在时（即 $l=0$ ），我们获得了相对最好的性能。随着干扰链路数量的增加，我们的DFC系统的估计精度也在下降。然而，当存在三个干扰链路时，估计的人数与没有任何干扰源的情况非常接近。因此，根据图12，可以得出结论，干扰链路的一个影响是估计精度降低，但由于干扰信号的反射和衍射，很难获得一个有规律的影响模式，以达到降低的精度。请注意，我们实验的会议室所在的大楼有相当多的WiFi AP在为校园运行，这可能给结果增加了额外的干扰。

6.4 | 分析和讨论

1) CSI和RSSI方法的分析：在实际实验中，DFC算法在会议室环境中的静态/动态目标情景下，取得了比基于RSSI的人类计数算法更高的准确性。

拟议的DFC算法收集训练数据来估计人数，而RSSI算法只使用数学模型来估计人数。DFC算法能够显示出良好性能的原因之一是它使用真实世界的训练数据来训练一个概率模型。另一方面，RSSI方案完全基于一个复杂的概率模型，而不依赖真实世界的训练数据。因此，通过收集实时CSI数据，DFC算法的性能优于RSSI算法。

RSSI和CSI信号分别在MAC和PHY层收集。来自MAC层的RSSI数据是对从发射器收到的PHY层信息的汇总，但来自PHY层的CSI数据是由OFDM过程中的快速傅立叶变换（FFT）/反快速傅立叶变换（IFFT）产生的。此外，CSI信号具有来自WiFi网卡的每个子载波的功率信息，因此它包括接收数据的更丰富的信号信息。如前所述，RSSI和CSI可以分别表示为WiFi信号的粗粒度特征和细粒度特征[5]。由于DFC算法是基于具有细粒度信号信息的CSI，它可以实现比RSSI方案更好的性能。

2) 对静态和动态目标的分析。动态情况下的结果比静态情况下的结果要好，因为动态情况下，由于人的移动，信号功率衰减（如传播衰减、衍射衰减和目标吸收衰减），使得CSI平均衰减和变化增加。

图9显示了DFC算法对静态目标和动态目标随时间变化的估计结果。另外，图10显示了DFC和基于RSSI的方法的CDF。如图9和图10所示，动态目标方案比静态目标方案有更好的性能。这是因为随着人数的增加，信号的消退、衰减和散射现象也变得更加明显。图5显示了根据目标数量的分布特征。动态目标的特征可以通过障碍物的移动、阻挡和衰减来很好地描述，以估计人的数量。

3) 高度的影响：使用FFZ理论的目的是分析障碍物对房间内两个天线之间联系的影响。如第4.1节所述，如果大约80%的FFZ没有被任何障碍物阻挡，那么无线信号的功率衰减几乎等于自由空间的衰减。所提出的DFC算法使用了在FFZ的LoS路径中由障碍物引起的信号减少。因此，APs的高度会影响DFC算法的性能。为了评估发射器和接收器的高度的影响，另一个实验是通过改变笔记本电脑的高度，如离地面7、20、50、80、110或150厘米。在这个实验中，一个人站在两台笔记本电脑的天线之间的高度是180厘米。图13显示了AP的高度对DFC算法中使用的特征（即CSI平均衰减（ X_1 ）和CSI平均变化（ X_2 ）的影响。也就是说，图13a显示了CSI平均衰减（ X_1 ）随APs高度变化的趋势，图13b显示了CSI平均变化（ X_2 ）的变化趋势。

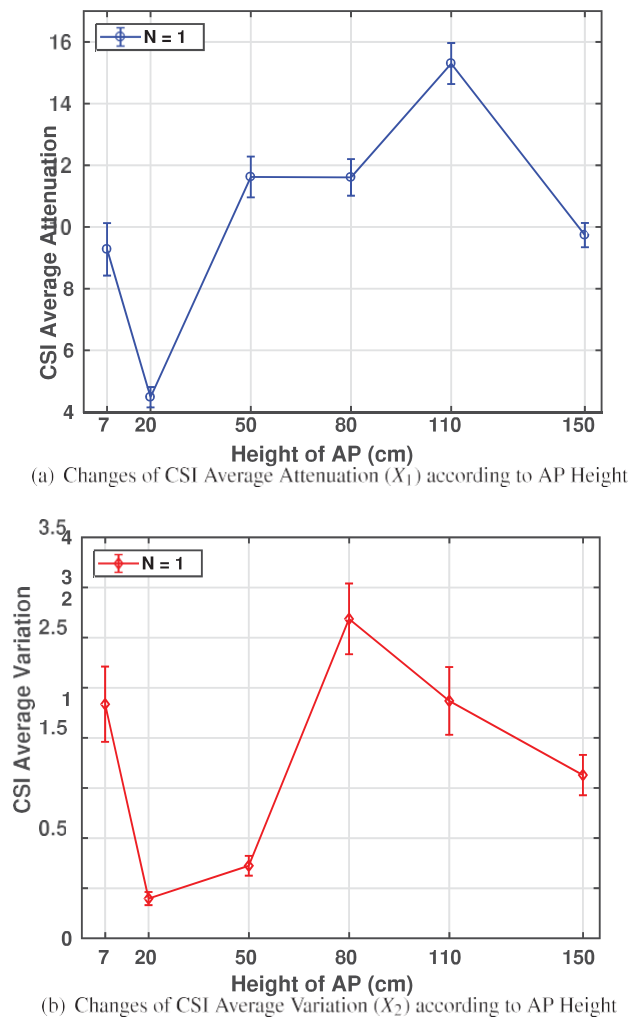


图13 高度对特征的影响

到APs的高度。实验的有效高度可以在70至110厘米之间，因为AP和人之间的高度差属于这个范围。如图13所示，有效和明显的冲击发生在AP高度的80至110厘米之间。因此，AP应放置在一个有效的高度，人可以阻止WiFi链接的LoS路径。

4) 关于部署的考虑。大多数建筑物（如住宅和办公室）都有WiFi设备，如公共AP和台式电脑。利用这些现有的WiFi设备，DFC可以估计出室内的人数。为了覆盖大面积的室内区域，可以部署低成本的WiFi接收器作为人类计数的辅助设备。因此，只要WiFi设备能够为CSI数据收集构建和测量无线链路，并能报告给拟议的DFC系统，DFC系统就能以经济有效的方式进行人员计数，以实现更智能的建筑管理。

7 | 结论

在这里，我们提出了一种DFC算法，用于确定使用WiFi发射器和WiFi网络之间的CSI信号的人的数量。

接收器。DFC算法使用CSI平均衰减和CSI平均变化来确定一个无线链路中存在多少人。有了这个系统，可以通过更有效地控制公司和校园等建筑物中的电子和电气设备来节约能源。为了验证DFC算法，我们在有10个人的室内环境中测试了静态目标和动态目标的场景。DFC算法在室内环境中对人的计数有很好的表现，一般COTS 802.11n WiFi卡支持测量CSI信号。作为未来的工作，机器学习（ML）技术，如SVM和深度学习，将被用于训练收集的CSI信号，以达到更高的精度。此外，考虑到移动设备（如智能手机）和静态设备（如台式电脑）的移动性和位置，我们将，利用WiFi发射器（AP）和这些设备在一般办公环境中的临时电线-，开发一个系统来计算人。

鸣谢

这项研究得到了韩国MSIT（科学与信息通信技术部）的支持，由IITP（信息通信技术促进会）监督的ITRC（信息技术研究中心）支持计划（IITP-2020-2017-0-01633）。这项研究得到了三星电子DMC研发中心的部分支持。

ORCID

Jaehoon (Paul) Jeong  <https://orcid.org/0000-0001-8490-758X>

参考文献

- Depatla, S., et al:仅使用WiFi功率测量的占用率估计- ments.IEEE J. Sel.Areas Commun.33(7), 1381-1393 (2015)
- Ma, H., et al:一个通过多个摄像头的可靠的人员计数系统。ACM Trans.Intell.Syst.Technol.3(2), 1-22 (2012)
- Ibrahim, O.T., et al:CrossCount:一个深度学习系统，用于使用WiFi的无设备人类计数。IEEE Sens.J. 19(21), 9921-9928 (2019)
- Lv, H., et al:"Multi-target human sensing via UWB bio-radar based on multiple antennas," 2013 IEEE International Conference of IEEE Region 10 (TENCON 2013), Xi'an, 2013, pp. 1-4, doi: <https://doi.org/10.1109/TENCON.2013.6718817>
- Yang, Z., et al:从RSSI到CSI：通过信道响应的室内定位。ACM Comput.Surv.46(2), 1-32 (2013)
- Wu, K., et al:"FILA：精细的室内定位", 2012年IEEE INFOCOM论文集，佛罗里达州奥兰多，2012年，第2210-2218页。DOI： <https://doi.org/10.1109/INFCOM.2012.6195606>
- Wang, J., et al:Low Human-Effort, Device-Free Localization with Fine-Grained Subcarrier Information, in IEEE Transactions on Mobile Computing, vol. 17, no. 11, 1 Nov. 2018, pp. 2550-2563. doi: <https://doi.org/10.1109/TMC.2018.2812746>
- Xiao, J., et al:Pilot:使用信道状态信息的无源设备室内定位。论文发表于IEEE ICDCS，费城，2013年7月8-11日，第236-245页。
- Joshi, K., et al:WiDeo:使用射频后向散射进行精细的无设备运动追踪。在USENIX NSDI上发表的论文，奥克兰，2015年5月4-6日。pp.189-204
- Kotaru, M., et al.: 2015.SpotFi:使用WiFi的分米级定位。在2015年ACM数据通信特别兴趣小组会议（SIGCOMM '15）的论文集中。美国计算机协会，纽约，美国，269-282。DOI： <https://doi.org/10.1145/2785956.2787487>
- Fazel, K., Kaiser, S.: Multi-Carrier and Spread Spectrum Systems:从OFDM和MC-CDMA到LTE和WiMAX，第二版。John Wiley & Sons, Hoboken (2008)
- Nee, R.V., Prasad, R.: OFDM for Wireless Multimedia Communications, 1st ed.Artech House Publishers, USA (2000)
- Shen, W.-L., et al:802.11多用户MIMO网络的速率适应。IEEE Trans.Mob.Comput.13(1), 35-47 (2013)
- Cover, T.M., Thomas, J.A.: 2006.信息理论的要素（Wiley电信和信号处理系列）。Wiley-Interscience, 美国。
- Molisch, A.: 2010.无线通信第二版，Wiley-IEEE出版社。
- Xue, H., et al:DeepMV：用于无设备人类活动识别的多视角深度学习。Proc.AC M Interact.Mob.Wearable Ubiquitous Tech- nol.4(1), 3380980
- Huang, W., et al:稀疏表示用于无设备的人的检测和定位，用cots RFID。In:Wen S., Zomaya A., Yang L. (eds) Algorithms and Architectures for Parallel Pro- cessing, pp.639-654.斯普林格国际出版公司，纽约（2020年）
- Münch, M., Schleif, F.-M.: 使用蓝牙低能量信标的无设备被动人类计数。Rojas, I., Joya, G., Catala, A., In:Advances in Computational Intelligence, 11507, 799-810.Springer International Pub- lishing, New York (2019) https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-20518-8_66
- Halperin, D., et al:可预测的802.11数据包交付，来自线下的通道测量。ACM SIGCOMM.2010, 第159-170页
- Halperin, D., et al:工具发布。收集带有信道状态信息的802.11n追踪。ACM SIGCOMM Comput.通信。Rev. 41(1), 53- 53 (2011)
- Guo, S., et al:关于基于传感器的监控系统中准确有效的统计计数。IEEE MASS.2008, pp.24-35
- Moore, D.S.:McCabe, G.P.: Introduction to the Practice of Statistics, 3rd ed. W. H. Freeman, New York (1998)
- hostapd: IEEE 802.11 AP, IEEE 802.1X/WPA/WPA2/EAP/RADIUS authenticator. 2021年1月21日。 <http://w1.fi/hostapd/>
- Linux 802.11n CSI工具。2021年1月21日。 <https://dhalperi.github.io/linux-80211n-csitool/index.html>

如何引用这篇文章。Jeong J (Paul), Shen Y, Kim S, Choe D, Lee K, Kim Y.
DFC:通过WiFi细粒度子载波信息实现的无设备人体计数。IET Commun.2021;15:337-350.
<https://doi.org/10.1049/cmu2.12043>