

基于机器学习的 IWR6843AOP 跌倒和姿态检测实现

Ken Zhang, Chris Meng

mmWave Central FAE

摘要

社会老龄化导致老人跌倒检测的需求上升，同时为了更准确的了解老人的状态，及时发现老人的异常，姿态检测的需求也应运而生。毫米波技术因其独特的隐私保密性，全天候工作以及无接触的特点，很好的适应了跌倒和姿态检测应用的。本文提出了一种基于机器学习的跌倒和姿态检测的方法，并将该方法部署在 TI IWR6843AOP 单芯片上，实现实时的处理和检测。本文先介绍了三维人数统计示例的基本框架，以及为跌倒和姿态检测做的参数调整。通过对不同姿态点云的分析，引出机器学习模型的输入与数据预处理，并介绍了跌倒和姿态检测机器学习模型获取的整个过程。接下来介绍了跌倒检测测试环境和实验结果。最后提出了目前实现的不足和改进计划。

内容

1	前言	2
1.1	应用背景和现有方案比较	2
1.2	机器学习的优点以及嵌入式实现考虑	3
1.3	IWR6843AOP 的优点	3
2	实现使用机器学习进行跌倒和姿态检测的流程	4
2.1	三维人数统计示例介绍	4
2.1.1	三维人数统计示例流程图和优化介绍	4
2.1.2	跌倒和姿态检测参数配置	6
2.1.3	三维人数统计示例输出的不同姿态点云图	6
2.2	IWR6843AOP 上跌倒和姿态检测实现流程图	7
2.3	机器学习模型实现	8
2.3.1	模型的输入与数据预处理	8
2.3.2	模型的结构	9
2.3.3	模型的输出	9
2.3.4	数据采集	9
2.3.5	数据标注	9
2.3.6	模型训练和选择	10
2.3.7	模型的嵌入式 C 代码生成	11
2.3.8	模型的内存与运算时间消耗	11
3	实验结果	11
3.1	实验安装及测试方法	11
3.1.1	实验室跌倒测试	12
3.1.2	过道跌倒测试	13

3.1.3	跌倒测试结果	13
4	后续工作.....	14
5	致谢.....	14
6	参考文献.....	14

图

图 1	IWR6843AOP 和 IWR6843+板载天线大小对比	4
图 2	三维人数统计示例的流程图	5
图 3	微动点模式开启后的数据传输流	5
图 4	不同姿态的点云高度变化.....	7
图 5	基于机器学习的 IWR6843AOP 跌倒和姿态检测的流程图	7
图 6	极坐标系和直角坐标系的转换.....	8
图 7	Imagimob 的标注界面	10
图 8	训练集结果预测矩阵.....	10
图 9	IWR6843AOP EVM 实物图	11
图 10	跌倒检测在实验室安装示意图.....	12
图 11	实验室跌倒测试位置和方向示意图.....	12
图 12	过道跌倒测试位置和方向示意图	13
图 13	跌倒测试结果示意图	13

表

表 1	人数统计参数配置修改	6
表 2	机器学习模型资源消耗参考	11

1 前言

1.1 应用背景和现有方案比较

当前全球已经步入老龄化^[1]，中国也不例外。在中国，老龄人口数量和比例也在增加。据第七次全国人口普查公报^[2]，中国 60 岁及以上人口的比重上升 5.44 个百分点，占全国人口的 18.70%。其中 65 岁以上的人口占比 13.50%。中国疾病监测系统的数据显示，跌倒是我国 65 岁及以上老年人因伤害死亡的首位原因。而家中是老年人跌倒发生较多的场所^[3]。特别是对于独居老人，如果跌倒后没有得到及时的治疗，后果不堪设想。因此室内的老年人跌倒检测的需求也应运而生。

可以实现跌倒检测的方案有多种，在参考文档^[4]里已经对多种跌倒检测方案做了对比，并提出了一种基于 IWR6843 毫米波点云高度进行跌倒检测的方法。这个方法简单方便。但是，对于一些对虚警率要求比较高的场景，仅仅使用点云的高度就比较难满足要求。另外，为了更准确的了解老人的状态，及时发现老人的异常，姿态检测的需求也应运而生。仅使用点云高度对于人体姿态的检测也是比较挑战的。对于这些新的需求，本文提出了使用机器学习的方法在 TI 的 [IWR6843AOP](#) 芯片上实现跌倒的检测，同时在没有跌倒时提供人体姿态的信息。

1.2 机器学习的优点以及嵌入式实现考虑

在 TI 毫米波芯片上实现分类器，也不是一件新鲜的事情。基于 IWR6843 的两维人数统计演示例程里的人和非人的分类、基于 IWR6443、IWR6843AOP 的多个手势的识别都使用了分类器。但这两个演示例程里的分类器都是基于手动特征提取的。而本文使用的机器学习最大的优势就是不需要人为选取特征，把最难的特征提取部分交给机器学习自动生成，极大的减少了分类器的开发难度。机器学习的训练是需要大量的运算和时间，但这部分可以离线在电脑或者云端上完成，不需要占用嵌入式系统有限的资源。

机器学习已经广泛的应用在了视觉图像处理的领域。相对于通过光学获得的图像信号，毫米波信号有其自身的特点。对静止的目标拍摄多张照片，在光线没有变化的情况下，多张图片几乎是完全一样的。但是同样的场景，对于多帧获得到毫米波原始数据，数据间的变化还是比较大的，这是和电磁波的特性相关。这就导致了使用毫米波数据进行机器学习的难度。目前的毫米波论文大部分都是使用的短时傅里叶变换来做数据处理和分析。但是短时傅里叶变换要存储大量的毫米波原始数据帧然后才能进行处理，这对于内存紧张的嵌入式系统是不适合的。本文需要检测的目标是人，虽然毫米波原始数据通过 CFAR 处理后的获得的人的点云（多个）每帧都不同，但是通过时间的累积，我们仍然可以看到人的高度、运动等信息的规律。这些信息作为本文中机器学习的输入。

占用内存和处理时间是机器学习在嵌入式系统上的集成、机器学习模型选择需要考虑的要点。在本文的实现过程中会详细介绍相关信息。

1.3 IWR6843AOP 的优点

IWR6843AOP 是 TI 第一款集成天线的 60GHz 毫米波 SOC（片上系统）芯片。AOP 是 antenna on package 的缩写，意思就是天线在封装上。体积小是它的一大优势，图 1 是 IWR6843AOP 和类似天线设计的外置天线 IWR6843ISK-ODS 板子的大小对比。这款将天线集成在封装的芯片极大的简化了 PCB 的设计和制造，不再需要用户设计天线和使用昂贵的高频板材，普通的 FR4 就可以满足需要。节省下来的外置天线的面积，也可以更好的满足客户小型化的需求。由于天线在封装上，不需要芯片射频收发管脚到天线的过渡走线，避免了相关损耗。所以和相同天线设计的外置天线相比（例如 IWR6843ISK-ODS 的天线），AOP 的增益还更有优势。室内应用的检测距离不远但近距覆盖范围大，IWR6843AOP 的宽视角天线正好能满足要求。加上之前提到体积小，设计简单等优点，本文选择了 IWR6843AOP 作为跌倒和姿态检测的硬件平台。

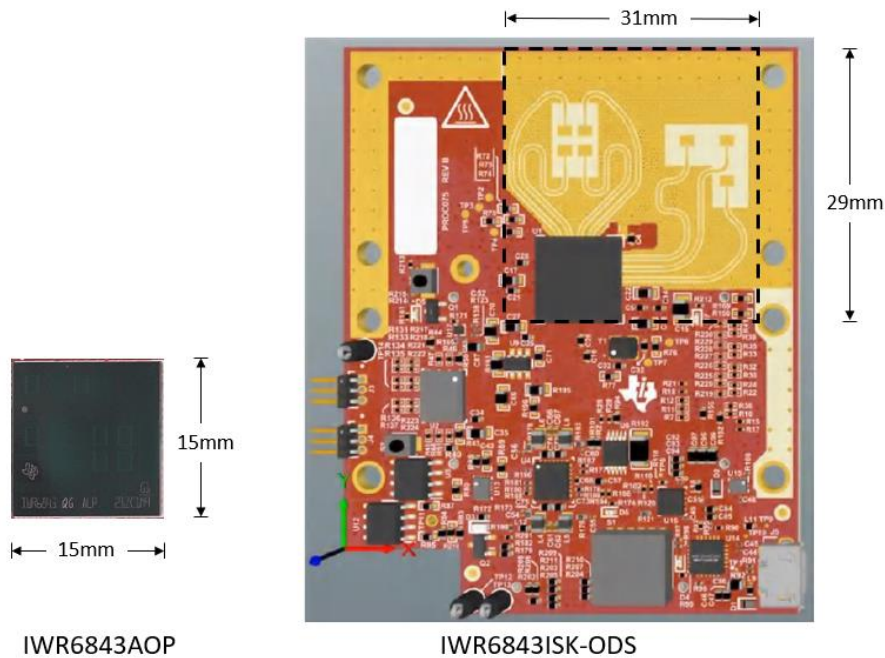


图 1 IWR6843AOP 和 IWR6843+板载天线大小对比

2 实现使用机器学习进行跌倒和姿态检测的流程

2.1 三维人数统计示例介绍

2.1.1 三维人数统计示例流程图和优化介绍

本文机器学习模型的输入是基于三维人数统计点云的相关信息，所以首先来介绍一下三维统计示例。高质量的点云信息对最终的检测结果至关重要。

三维人数统计示例的流程图如图 2 所示。IWR6843AOP 的射频前端采集中频信号的原始 ADC 数据，通过点云检测（Detection）层的信号处理，生成含有目标方位、速度以及 SNR（信噪比）等信息的离散点云。定位（Localization）层会对这些离散的点云进行聚类 and 轨迹跟踪（Tracking），从而将离散的点云划分为多个和实际人体目标对应的点云簇。在得到人体目标的基础上可以进一步对目标进行分类与识别（Classification），例如跌倒和姿态识别等应用。

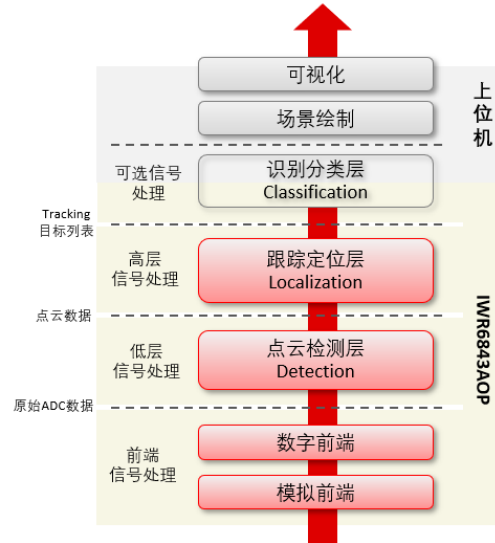


图 2 三维人数统计示例的流程图

当人体目标保持静止时，雷达对该目标的探测能力会大大降低，表现为点云数量急剧下降，可能导致追踪的目标不稳定或丢失。这是由于人体静止时的轻微运动速度低于 doppler FFT 算法的速度分辨率，可以通过累积多帧 chirp 数据，提高信号处理链的速度分辨率以克服常规算法的这一缺点，因此三维人数统计示例在 mmwave_industrial_toolbox_4_9_0 以及后续发布的版本中，增加了对人体微动点（fine motion）的探测能力，如呼吸等。使能微动点模式后，会设置额外的数据存储区（data cube）用于多帧数据存储，如图 3 中蓝色线框所示。通过累积多帧的原始数据并设置较小的多普勒（doppler）阈值，从而保持对静止人体目标的探测能力。当目标静止不动时，通过微动点模式计算生成的微动点，除了可以防止跟踪目标（tracker）丢失以外，也可以作为机器学习的输入，实现对人员静止状态的分类，如站、坐和躺等姿态的分类。本文的测试基于 mmwave_industrial_toolbox_4_11_0 版本^[6]。

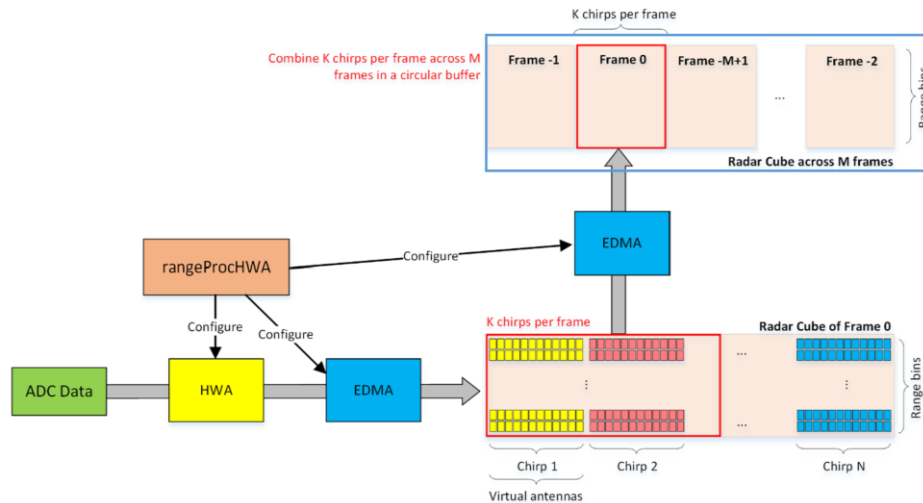


图 3 微动点模式开启后的数据传输流

2.1.2 跌倒和姿态检测参数配置

为实现更好的检测效果，本文在默认的三维人数统计的配置上做了一些修改。

默认的配置文件在

\mmwave_industrial_toolbox_4_11_0\labs\People_Counting\3D_People_Counting\chirp_configs\AOP_6m_staticRetention.cfg。测试中使用的配置主要的修改如表 1 所示。

配置	原始值	修改值	修改原因
profileCfg.rxGain	36	176	这个参数的 bit[5:0] 设置的是接收增益，而 bit[7:6] 配置的是 RF 目标增益。为了提高接收到的信号增益，获得更多的目标点云，这里将接收增益和 RF 目标增益都提高了。
frameCfg.framePeriodicity	55	80	增加了帧周期时间，以保证足够的时间进行机器学习的处理。
dynamicRACfarCfg.rangeThreshold/angleThreshold	5/8	4/7	降低 CFAR 门限以获得更多点云。在测试中此修改对检测没有明显的影响。
fineMotionCfg.fineMotionObservationTime/fineMotionProcCycle	1/10	1.5/8	由于帧周期拉长，做相应修改。
compRangeBiasAndRxChanPhase	略	略	IWR6843AOP 的封装天线也需要做校准，以获得更好的效果。
staticBoundaryBox.Z-min	0	-0.25	获得更多点云。
boundaryBox.Z-min	0	-0.25	同上
fovCfg.elevationFoV	70	40	根据应用减少垂直方向的 FOV。
trackingCfg.deltaT	55	80	和帧周期一致。

表 1 人数统计参数配置修改

2.1.3 三维数统计示例输出的不同姿态点云图

为了更好的了解人在不同姿态下的点云特点，本文保存了 IWR6843AOP 在运行三维人员统计示例时的串口输出，并依照 TLV (Type-Length-Value/类型-长度-值) 格式解析点云数据，转换为直角坐标系后对点云的 z 轴高度后进行分析。对行走、跌倒和躺等动作对应的点云特性分析如图 4 所示。

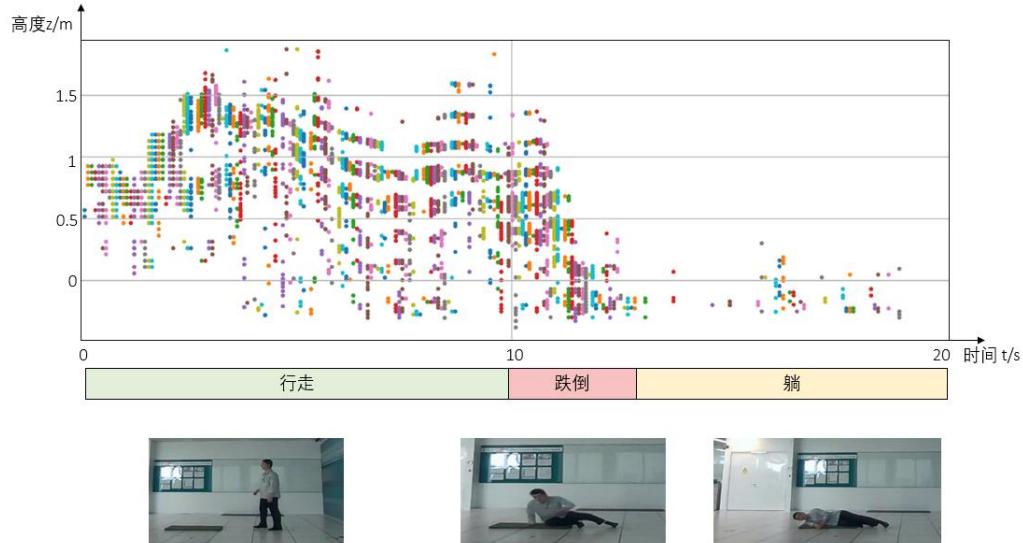


图 4 不同姿态的点云高度变化

观察不同姿态或动作的点云分布，总体上点云的高度分布可以有效反应出人体的高度变化：①当处于行走状态下，点云的分布较为稳定和密集，在高度上大部分点云分布在 0-160cm 之间的范围；②当跌倒事件发生时，可以看到点云高度的剧烈下降；③当人体目标躺在地上时，由于动作幅度过小，此时的点云为微动点模式下产生的点云，点云的密度和更新频率大大降低，但仍可描绘出人体目标的空间分布。

2.2 IWR6843AOP 上跌倒和姿态检测实现流程图

在 IWR6843AOP 上实现使用机器学习进行跌倒检测的示例流程如图 5 所示。绿色框部分模块是在 PC 上实现的，灰色和蓝色模块在 IWR6843AOP 上实现，红色模块可以在 IWR6843AOP 上或者在 PC 上实现。实现的流程是先在 TI radar toolbox 提供的三维人数统计示例的基础上，结合如 Imagimob Studio 或 Tensorflow Lite 等第三方的机器学习工具，对 IWR6843AOP 串口输出的扁平化数据进行模型训练。再将机器学习模型生成的 C 代码导入三维人数统计示例源代码，部署到 MSS 进行跌倒和姿态的预测。最后添加额外的后处理逻辑以提升识别的准确性，得出最终的跌倒和姿态识别结果。

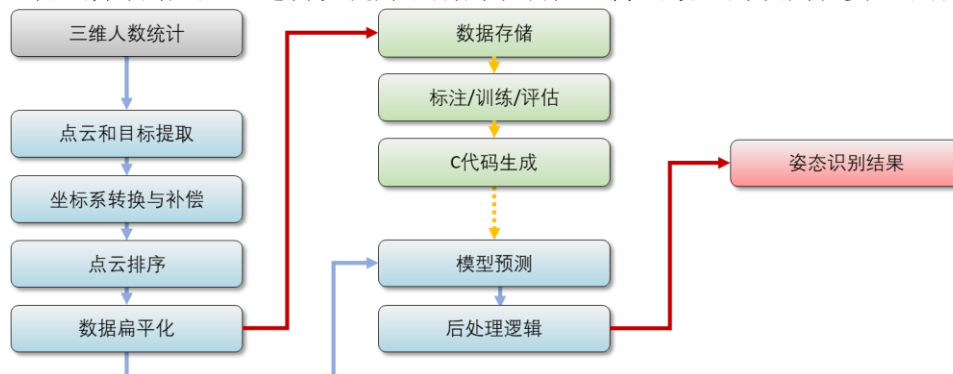


图 5 基于机器学习的 IWR6843AOP 跌倒和姿态检测的流程图

2.3 机器学习模型实现

2.3.1 模型的输入与数据预处理

本文使用三维人数统计示例生成的目标点云和跟踪目标信息（跟踪目标的位置/速度/加速度信息）作为模型的原始输入，在此之前，需要对点云进行额外的处理步骤，这些步骤一方面可以削减输入模型的数据维度，降低模型运算时间消耗和内存需求，另一方面，通过极坐标系到地面直角坐标系的转换，可以降低点云对传感器安装高度和安装角度的依赖，机器学习模型的输入不再需要包含传感器安装信息。

步骤一：点云和目标提取。该步骤主要用于目标点云和环境杂散点云的分离，避免环境中杂散点对后文中的极值的选取产生干扰。同一场景下不同目标之间的点云也需要进行分离。

步骤二：坐标系的转换和补偿。由于采用了 **Capon** 波束形成的信号处理链，三维人数统计示例中生成的点云是以雷达天线中心为坐标原点的极坐标系进行表示的。为了后续处理的便利，还需极坐标系下表示的点云进行坐标系转换，转换为更为直观的直角坐标系表示。

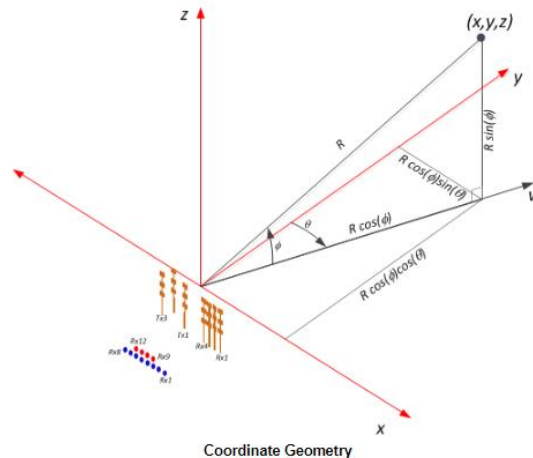


图 6 极坐标系和直角坐标系的转换

极坐标系和直角坐标系的转换关系如图 6 所示，点云的极坐标（俯仰角 ϕ ，水平角 θ ，距离 R ）可以由以下公式转换为直角坐标 (x, y, z) 。

$$\begin{aligned} x &= R * \cos\phi * \sin\theta \\ y &= R * \cos\phi * \cos\theta \\ z &= R * \sin\phi \end{aligned}$$

从示例配置文件（AOP_6m_staticRetention.cfg）中可以获得雷达传感器的安装信息（高度 h 和下倾角 ϕ' ），常见的安装方式为高度 2m，下倾角 15° 。首先根据下倾角去修正俯仰角，此外，在 z 的基础上使用安装高度 h 进行修正，将坐标原点由雷达传感器改变为雷达传感器在地面上的垂直投影点。考虑雷达传感器的安装位置（高度 h 和下倾角 ϕ' ）时，极坐标系和直角坐标系的转换关系可以使用以下公式。至此，完成了极坐标和直角坐标系的转换过程。

$$\begin{aligned}x &= R * \cos(\varphi - \varphi') * \sin\theta \\y &= R * \cos(\varphi - \varphi') * \cos\theta \\z &= R * \sin\varphi + h\end{aligned}$$

步骤三：对点云进行排序，找出空间分布上的极值点。如果将目标的全部点云输入到模型中，那么模型的体量对于 IWR6843AOP 的 MSS（ARM R4F@200MHz）而言过于庞大，因此本文仅考虑将目标的极值点云以及跟踪目标的位置、速度和加速度等信息作为模型的输入。开发者也可以考虑进行主成分分析（Principal Component Analysis, PCA）以便选取更为恰当的模式输入。

步骤四：对数据进行扁平化处理。机器学习模型的输入应当是一个维度确定的浮点型数组，将上一步骤中的输入填入该数组中，每帧进行一次模型的计算。数据的扁平化本质上是对模型输入的选择和标准化处理，将包含人体姿态信息的点云进行筛选和降维，从而减少模型的体积和运算时间，本文中选用人体点云分布的空间极值点作为模型输入根据极值点数量的不同，本文中描述的模式输入的维度大约在 15~50 维。

2.3.2 模型的结构

本文中使用的模型为 Imagimob Studio 中预置的带有滑动窗（Sliding window）的卷积神经网络（Convolutional Neural Networks CNN）模型，用户也可以考虑使用长短期记忆神经网络（Long Short-Term Memory, LSTM）或门控循环单元神经网络（Gated Recurrent Unit, GRU）等对于时间序列数据更为敏感的模式进行训练和分类。

2.3.3 模式的输出

模式输出的维度由开发者期望的姿态分类数量决定，通常对于跌倒监测应用，对于跌倒和平躺的分类是必要的，下蹲动作与跌倒较为类似。仅对跌倒进行分类会导致较高的误报率，因此需要增加对平躺这一动作的识别，用于优化跌倒监测的后处理与告警逻辑。为了探索 IWR6843AOP 对其他动作进行分类的可行性，本文也添加了对坐下和静坐动作，行走和站立的分类，最终实现的动作分类数量为 7 个。

2.3.4 数据采集

扁平化处理后的浮点数组可以由串口发送到电脑。三维人数统计示例帧的间隔为固定周期，可以由帧序号与帧周期的乘积给串口输出的数据打上时间戳。在电脑采集串口数据时，同步进行视频的录制，两者在时间轴上进行对齐，用于后续的数据标注。

采集的数据应当尽可能的覆盖监测场景的需求，并包含一定的差异性，以保证训练的模式具有良好的泛化能力。

2.3.5 数据标注

本文中数据标注，训练和 C 代码生成，采用 Imagimob 公司提供的第三方工具 [Imagimob Studio](#)。开发者也可以选择其他第三方工具或自行编写代码进行数据的标注、训练等。

Imagimob Studio 的标注工具界面如图 7 所示，通过对时间序列添加额外的标签（label），声明某个动作占据的帧的时间范围。在同一段数据中，可以进行多个标签的标注，但各个标签之间不应出现重叠。



图 7 Imagimob 的标注界面

2.3.6 模型训练和选择

完成所有数据集的标注以后，在 Imagimob Studio 中需要对数据集进行分配，将其分割为训练集（Training dataset）、验证集（Validation dataset）以及测试集（Test dataset），并上传至云端进行训练。

Imagimob 推荐在扁平化后的点云数据输入模型之前添加额外的滑动窗（Sliding window）以增加模型对动态动作的识别能力。滑动窗的宽度与扁平化数据的维度保持一致，长度需要略长于一个动作的持续时间，一般设置为 10 至 30 帧之间。值得注意的是，滑动窗相当于变相增加了模型的输入维度，因此会导致模型体积和运算时间的增加。

该工具中预置了多种模型结构，开发者也可自行建立并导入 h5 文件格式的机器学习模型文件进行训练。在训练结束后，通过模型评估和实际测试结果选取合适的模型进行人体姿态预测。在 Imagimob Studio 中，可以依据每个模型的 F1 分数（score）以及训练集/验证集/测试集的结果预测矩阵作为选择最优模型的依据。

	(none)	fall	lying	sit	sitting	standing	walking	Total
(none)	62.19 %	0.00 %	1.68 %	8.92 %	7.33 %	0.59 %	5.63 %	-
fall	2.54 %	99.89 %	0.19 %	1.18 %	0.26 %	0.00 %	0.69 %	-
lying	2.13 %	0.11 %	97.53 %	0.00 %	2.86 %	0.00 %	0.02 %	-
sit	9.16 %	0.00 %	0.00 %	82.51 %	2.58 %	0.00 %	1.53 %	-
sitting	5.60 %	0.00 %	0.60 %	3.54 %	86.41 %	0.12 %	0.33 %	-
standing	4.54 %	0.00 %	0.00 %	0.00 %	0.52 %	98.46 %	3.31 %	-
walking	13.85 %	0.00 %	0.00 %	3.85 %	0.05 %	0.84 %	88.49 %	-

图 8 训练集结果预测矩阵

2.3.7 模型的嵌入式 C 代码生成

选定最优 h5 模型后，使用 **edge building** 功能一键生成符合 ANSI C99 的 C 代码，用于将模型部署在 IWR6843AOP 的 MSS 上。当使用其他第三方工具时，需要考虑是否进行模型的量化以降低模型的运算时间和内存的消耗。

2.3.8 模型的内存与运算时间消耗

考虑到 IWR6843AOP MSS 的运算负载较低，主要运算任务为跟踪以和串口发送任务，因此将机器学习模型部署在 MSS 上。首先需要评估 IWR6843AOP MSS 的片上内存和运算能力。上文得到的模型示例的内存和运算时间的基准（benchmark）如表 2 所示。然后在实际部署时，还需要考虑对点云进行各种预处理以及扁平化的时间和内存消耗。经过评估，该模型能够运行在 IWR6843AOP 的 MSS 上，并实现实时的处理。

	模型 1	模型 2	模型 3
输入维度	15	33	41
输出维度	7	7	7
滑动窗长度	10	10	10
内存占用	22.7KB	40.4KB	73.1KB
运算时长	1.2ms	3.6ms	4.5ms

表 2 机器学习模型资源消耗参考

3 实验结果

3.1 实验安装及测试方法

跌倒测试实验使用的是 IWR6843AOPEVM，如图 9 所示。IWR6843AOPEVM 安装高度为 2 米，下倾角为 15 度。图 10 为在实验室进行跌倒检测的安装方法。

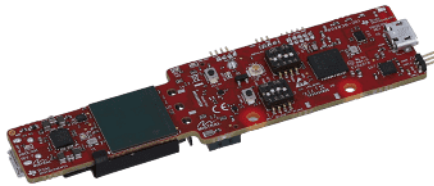


图 9 IWR6843AOPEVM 实物图

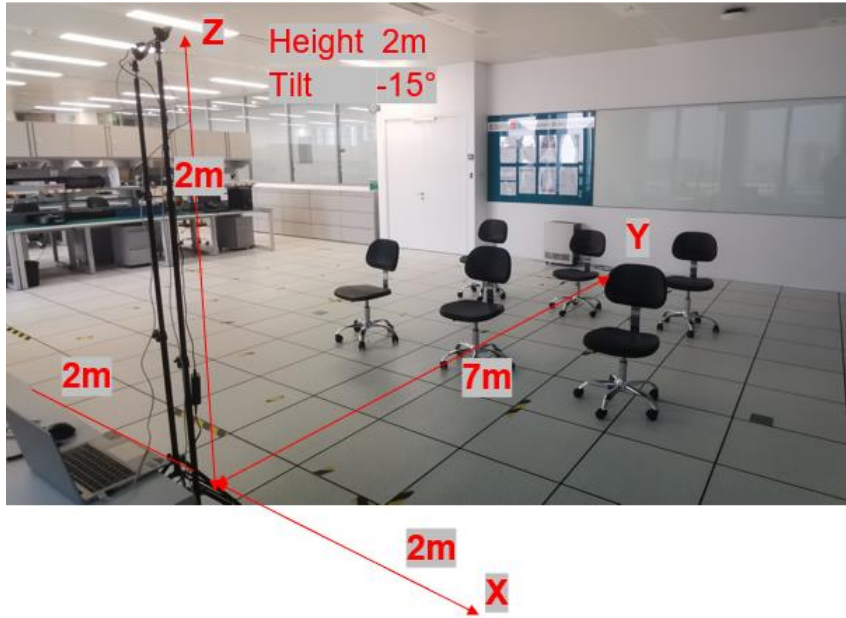


图 10 跌倒检测在实验室安装示意图

3.1.1 实验室跌倒测试

在实验室的测试方法是在图 11 所示的 6 个位置跌倒，每个位置跌倒方向为两个，平行于毫米波传感器天线或者垂直于毫米波传感器天线。图 11 中一格代表 1 米，蓝色为毫米波板放置的位置。

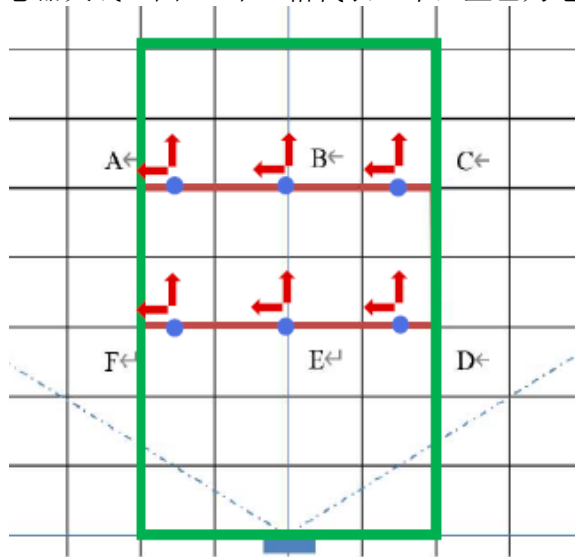


图 11 实验室跌倒测试位置和方向示意图

3.1.2 过道跌倒测试

过道检测时候毫米波评估板的安装高度和倾角与在实验室测试情况相同。由于过道两边有墙，相对实验室窄一些，测试位置和方向调整为图 12 所示。

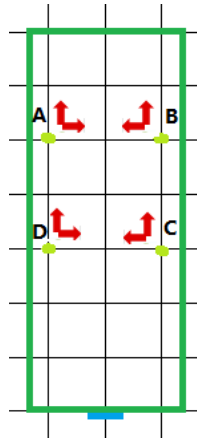


图 12 过道跌倒测试位置和方向示意图

3.1.3 跌倒测试结果

多位实验人员在实验室和过道进行了快速摔倒的测试，均获得了准确的检测结果。图 13 为跌倒测试结果示意图。图 13 上半部分由低变高表示有跌倒产生，下半部分展示的是模型输出的不同姿态的可信度值。

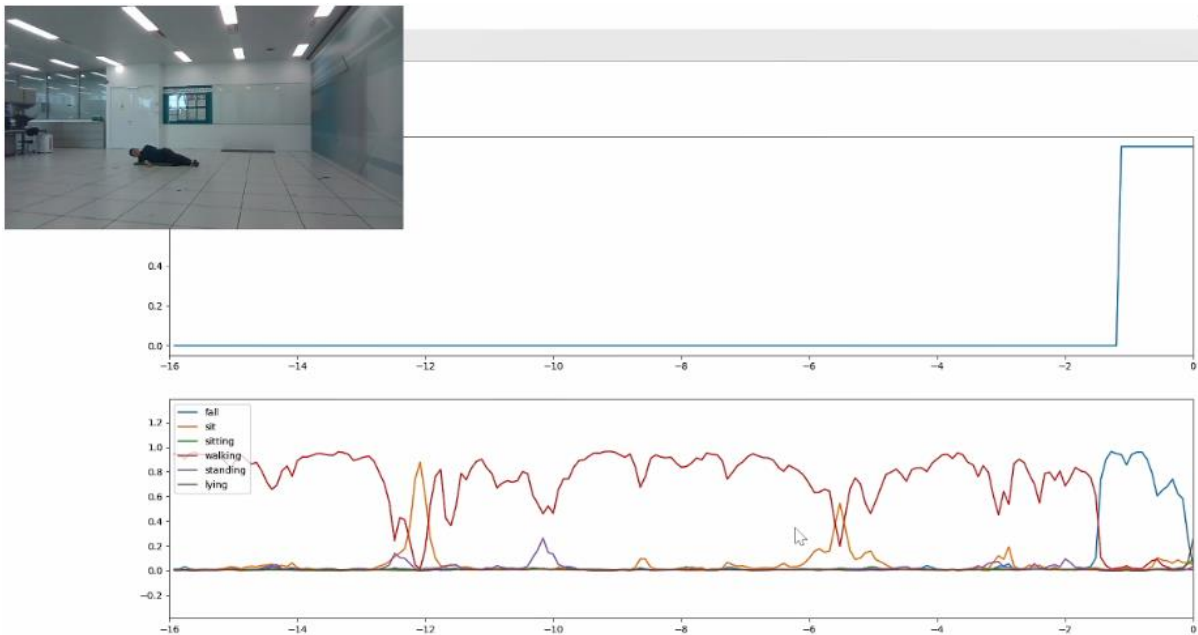


图 13 跌倒测试结果示意图

4 后续工作

目前在 IWR6843AOPEVM 上实现的机器学习模型，已经可以对快速跌倒进行准确的检测，对一般动作避免误检，对多种姿态提供可行度信息。但是现在的工作还有一些不足的地方。例如，对于跌倒，需要加入更多场景的数据，以提高在不同环境下检测准确率。当姿态动作发生变化的时候，过渡时候的状态是比较不稳定的。目前的标定里，把行走单独标定出来，可以尝试把行走加入到为标定类里，看对过渡时候的不稳定现象能否有改善。目前采集的训练数据的丰富性还比较有限，需要采集更多场景的数据以提高姿态和跌倒分类的准确性。

5 致谢

感谢华腾在实习期间对本文工作做出的贡献！

6 参考文献

1. [How mmWave sensors create technology advantages for independent, “assisted” living - Embedded processing](#)
2. [第七次全国人口普查公报（第五号） \(stats.gov.cn\)](#)
3. [中国疾病预防控制中心 \(chinacdc.cn\)](#)
4. [一种基于 IWR6843 雷达的跌倒检测系统的设计和实现](#)
5. [TI mmWave enables intelligent in-cabin gesture detection with Imagimob’ s software platform](#)
6. [Industrial Toolbox \(41.0\)](#)

重要声明和免责声明

TI“按原样”提供技术和可靠性数据（包括数据表）、设计资源（包括参考设计）、应用或其他设计建议、网络工具、安全信息和其他资源，不保证没有瑕疵且不做任何明示或暗示的担保，包括但不限于对适销性、某特定用途方面的适用性或不侵犯任何第三方知识产权的暗示担保。

这些资源可供使用 TI 产品进行设计的熟练开发人员使用。您将自行承担以下全部责任：(1) 针对您的应用选择合适的 TI 产品，(2) 设计、验证并测试您的应用，(3) 确保您的应用满足相应标准以及任何其他功能安全、信息安全、监管或其他要求。

这些资源如有变更，恕不另行通知。TI 授权您仅可将这些资源用于研发本资源所述的 TI 产品的应用。严禁对这些资源进行其他复制或展示。您无权使用任何其他 TI 知识产权或任何第三方知识产权。您应全额赔偿因在这些资源的使用中对 TI 及其代表造成的任何索赔、损害、成本、损失和债务，TI 对此概不负责。

TI 提供的产品受 [TI 的销售条款](#) 或 [ti.com](#) 上其他适用条款/TI 产品随附的其他适用条款的约束。TI 提供这些资源并不会扩展或以其他方式更改 TI 针对 TI 产品发布的适用的担保或担保免责声明。

TI 反对并拒绝您可能提出的任何其他或不同的条款。

邮寄地址：Texas Instruments, Post Office Box 655303, Dallas, Texas 75265

Copyright © 2023，德州仪器 (TI) 公司