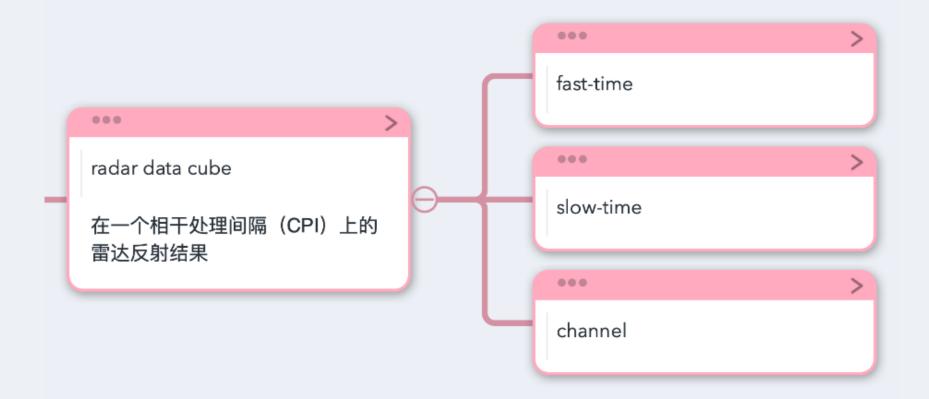
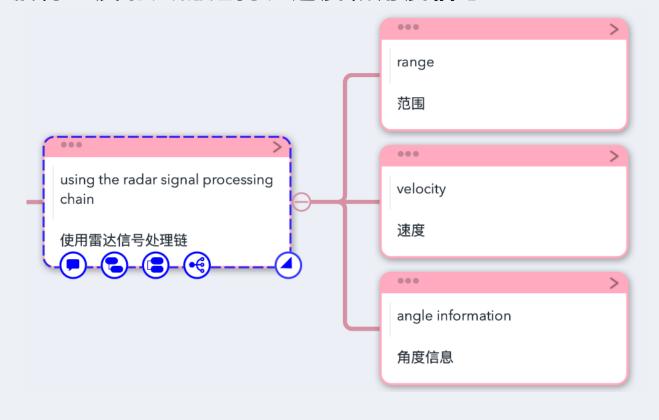
mm-Pose: Real-Time Human Skeletal Posture Estimation using mmWave Radars and CNNs

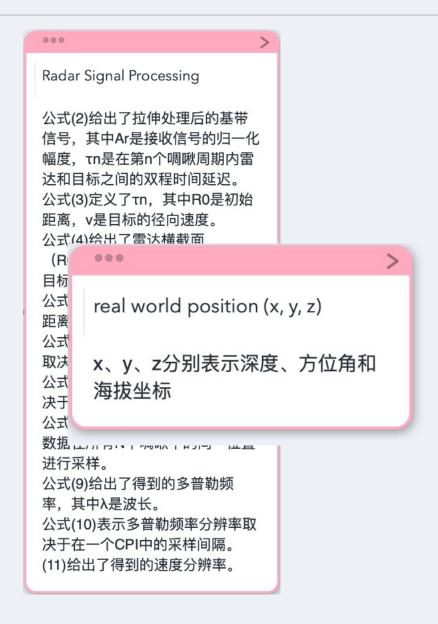
作者: Arindam Sengupta; Feng Jin; Renyuan Zhang; Siyang Cao

期刊: IEEE Sensors Journal, vol. 20, no. 17

雷达反射在一个相干处理区间(CPI)的结果是一个**三维雷达数据立方体**



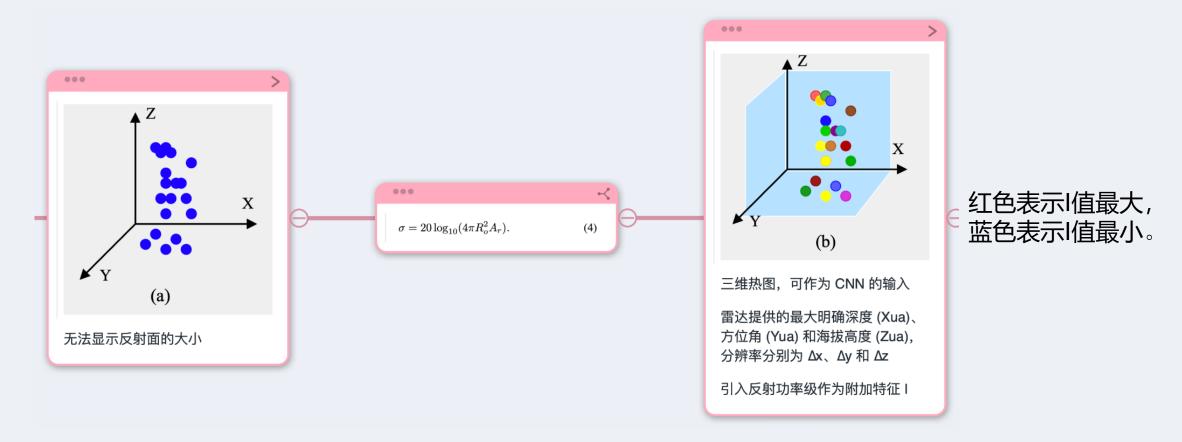




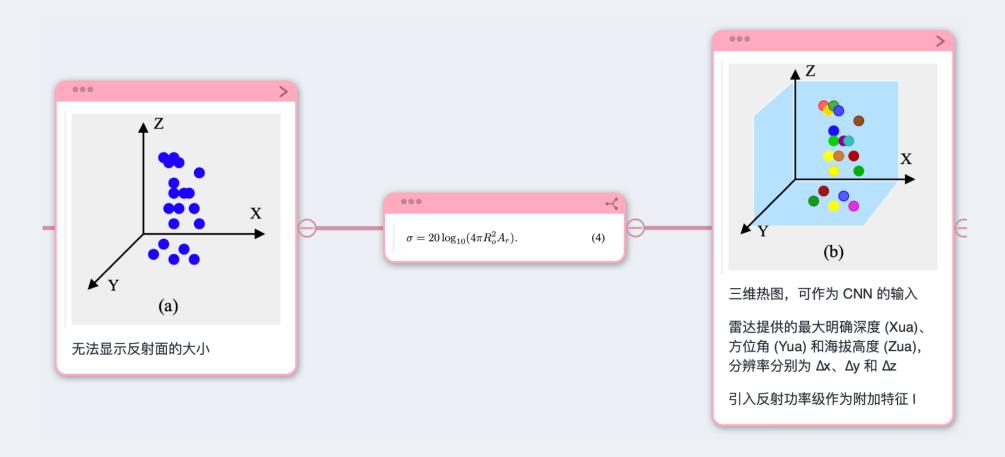
雷达反射数据的表示方法有多种,最简单的方法是用点云表示三维XYZ空间中的反射点

• 缺点是不能提供反射面大小的指示

将反射功率级作为附加特征,为这些点分配一个RGB加权像素值,从而得到一个3d热图

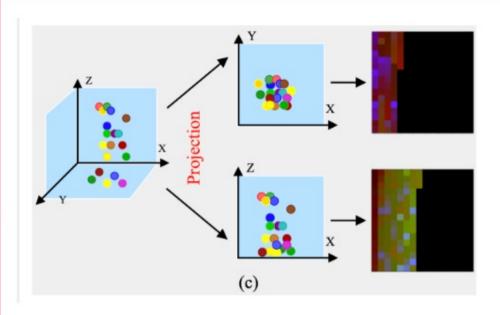


缺点:输入尺寸大,数据非常稀疏。会导致不必要的计算开销。



- 将反射点分别投射到(XY)和(XZ)平面上。
- 然后构建一个16×16的RGB图像,每个像素对应一个反射点,RGB通道分别表示x坐标、y/z坐标(取决于投影平面)和归一化反射功率I。
- 在RGB通道中,未检测对应的像素将被分配为(0,0,0)。

因此,每一个CPI都会生成两张图像,每张图像的维数都是16×16×3,

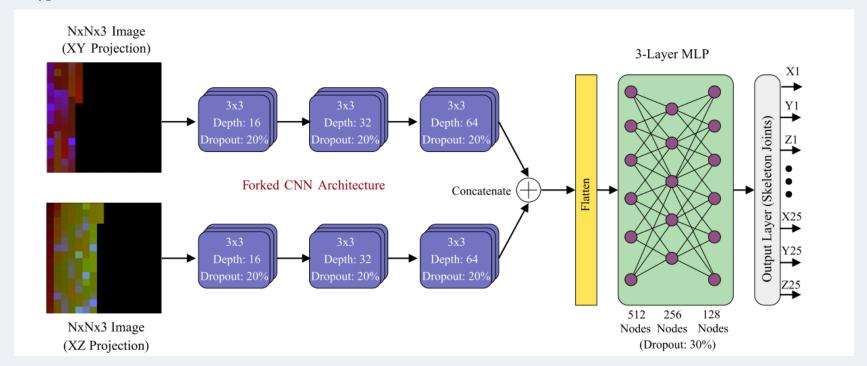


000

从而显著减少了 CNN 的输入大小,进而大大降低了网络的计算复杂度。

机器学习架构

随后作者使用了一个分叉CNN进行骨骼关键点的估计。在对XY和XZ平面投影的RGB图像进行卷积操作后,将其串联为一个张量传入3层的MLP中。最终输出75个节点,对应25组XYZ坐标。



该方法的优点是,不仅适用于同时具有方位角和仰角天线通道的雷达系统,而且还可以扩展到只在一个轴(比如方位角)上有天线元件的雷达模块。

实验

设备: 德州仪器公司的AWR 1642升压毫米波雷达收发器。

地面真实数据:使用MATLABAPI上的Microsoft Kinect并行收集关键点位置。

实验地点:亚利桑那大学电子与计算机工程系的一个开放空间。

过程:研究人员使用了两个不同大小的人体受试者,每次一个人来收集数据。受试者在连续的组中进行四种不同的动作,即:(i)走路,(ii)左臂摆动,(iii)右臂摆动,(iv)双臂摆动。受试者以无顺序的方式执行这四个动作。

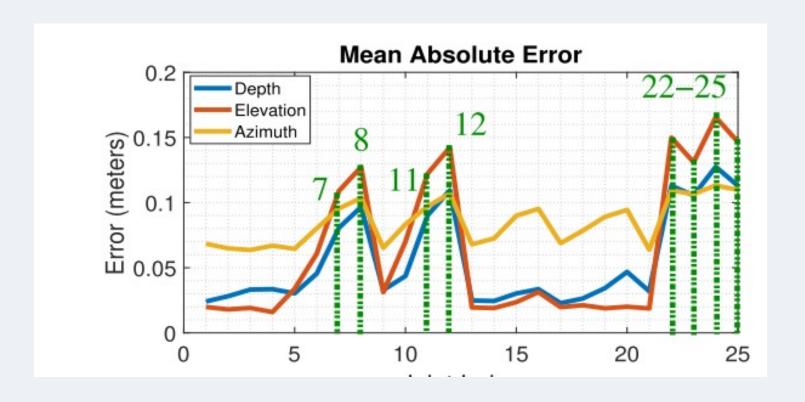
数据:获得了大约32000个训练数据样本和大约6000个验证/开发数据集样本,用于训练模型。约1700个测试数据样本。

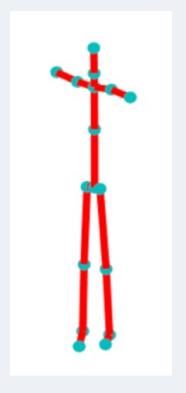
平台: 在nVidia Tesla K-80 GPU支持的谷歌协作平台

测试结果分析

对各个关节点的平均绝对误差MAE计算如下:

可以发现,对于25个关节点,有八个关节点出现了明显的偏差(手腕、手掌、手尖和拇指)。并且这几个关节点在所有帧中都出现了一致的高误差。考虑到排除这8个点依旧能够进行骨骼姿态估计,因此最终构建的骨骼姿态为**17个关键点。**

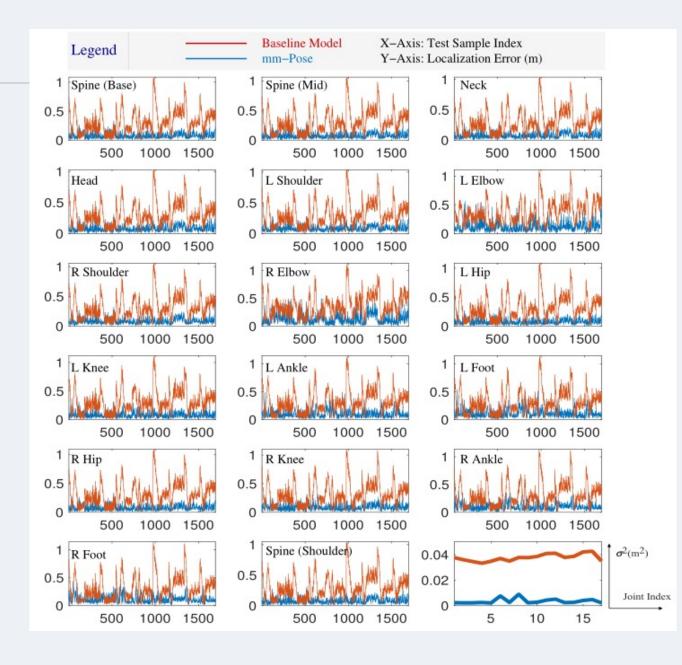




测试结果分析

右图是比较mm-Pose(**蓝色**)与基线模型(红色)在1696帧测试数据集的17个关节的定位误差(米)。右下图描述了由基线模型和提出的mm-Pose提供的定位误差方差。

可以观察到,MM-Pose预测的关节 位置与实际真实值之间的距离比基 线模型低一个数量级。



测试结果分析

右图是比较mm-Pose(蓝色)与基线模型(红色)在1696帧测试数据集中的17个关节定位误差的累积概率分布。mm-Pose具有比基线架构更快的收敛速度。其相较于基线模型更小的误差和更陡峭的收敛也证明了其优越性。

