第三届无线通信AI大赛-基于AI的高精度定位

——竞赛总结

1. 赛题分析

多维时间序列的回归问题，其中case3是小样本。由于存在障碍物遮挡，所以传统定位算法效果不佳，故需要通过AI来实现定位精度的提升。

18个基站，每个基站4个天线，每个天线接收的电磁波数据分为实部和虚部。

数据：[batch\_size, 2, 256, 72]

1. 官方baseline

3层(conv2d，leakyrelu，maxpool)

1. 整体研究思路

从实际业务出发，由于真实场景是小样本且考虑到终端部署及用户体验，所以模型不能过于复杂，上传的压缩文件被限制为200Mb以内。CNN是优先选择，既能以图像的思路对序列进行建模，又能兼顾序列间的关系。也尝试了使用transformer，不过效果并不好，可能是因为样本量较少的原因。

1. 模型提升关键点
2. 基于比赛规定，case1和case2共用同一个模型。由于case2只有4个顶角的基站有数据，所以case1和case2都只使用顶角的4个基站数据。这样处理之后，case2分数有巨大的提升。
3. 在综合考虑数据的特性之后，重新设计了模型结构，采用了6层卷积，卷积核参数做了调整，虽然使用的是conv2D，但最终实际思路是，对于每一条序列使用kernel\_size为3，stride为2，padding为1的卷积核，一共6层，而对于多维序列的处理则是前两层使用kernel\_size为2，stride为2，padding为0的卷积核，从而合并每个基站的4个天线。重新设计模型并调整参数后，3个case均有显著提升。
4. 数据增强参考了图像的方法。使用了cutout，有显著提升。加高斯噪声没有明显提升。考虑到物理意义，所以没有使用平移、拉伸等其他数据增强方法。对于cutout，也研究了两种方法，一种是单次随机取特定的长度，另一种是多次随机取特定的长度，尝试多种参数对比发现第二种效果更好。
5. 根据训练集和验证集的loss对比，可以发现会有过拟合，但使用dropout并不能非常有效的降低验证集loss。最终考虑去噪的方法。对于时间序列来说，去噪的方法很多，但由于时间关系及限于比赛的形式，所以采用了简单粗暴的方法，直接在模型最前面加上了平均池化，相当于滑动平均的效果了。效果显著。Case1和Case2的模型使用了2层平均池化，Case3的模型使用了3层平均池化。
6. 因为case3只有1000个样本，所以调低了batch\_size，调大epoch，效果更好。
7. 不足

主要是因为时间关系，研究做的不够充分，也不够严谨。没有多跑几个版本分析随机种子的影响。另外有两个没来得及做的想法：

1. v84和v90结合
2. 数据增强和平均池化的不同组合对比

还有一些不太重要的想法也没有来得及做。数据增强和去噪的其他方法也有待尝试。

case3有样本量更大的无标签的数据，但迁移学习这一块没有花时间做，做了一版发现效果不明显。

尝试了CNN+transformer，效果不好。没有尝试CNN+LSTM。但许多论文在多维时序问题上使用了CNN+LSTM的方法。

六、总结

总的来说，虽然采用了简单的模型，但效果还是不错的，并且简单的模型更容易落地、节省资源、用户体验也更好。尤其是没有使用无标签数据，就已经能够在case3实现1米以内的5G定位误差。