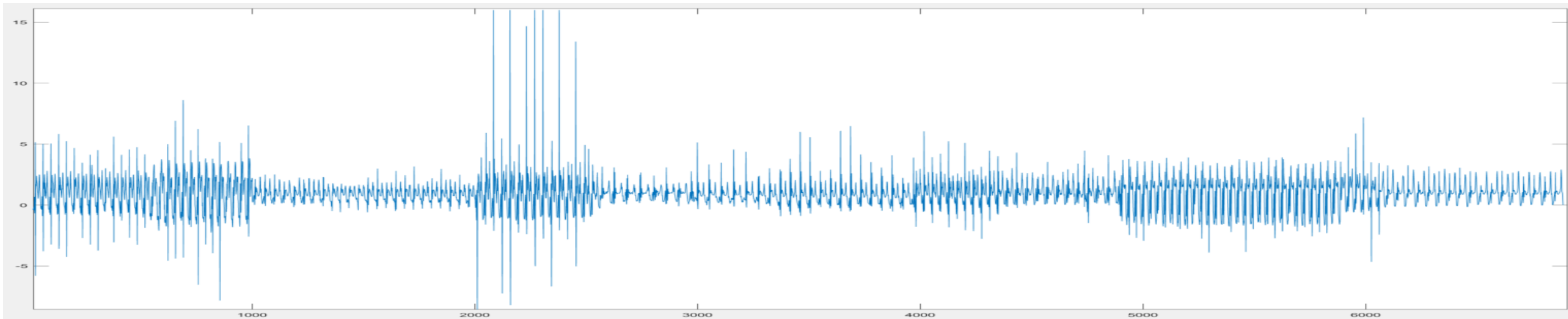


- Motivation:
- 跑步是一种周期性运动，虽然运动过程有较强确定性。但是不同人跑步习惯不同，跑姿不尽相同，反映在传感器数据上都存在不同程度差异。传感器受佩戴位置，佩戴误差和噪声的影响。用传统方法很难来提取一类general且robust的特征用于区分跑步周期中的不同阶段。
- 1维 信号 可读性差，无法直观的分析出运动细节，所以很难确定跑步周期中的特定事件发生的特定时刻。正因为1维信可读性差，又受到噪声的影响。因而人工标注相较于图像比较困难，能用于训练的数据量小，无法用传统的large-scale数据训练的方法来提升准确度

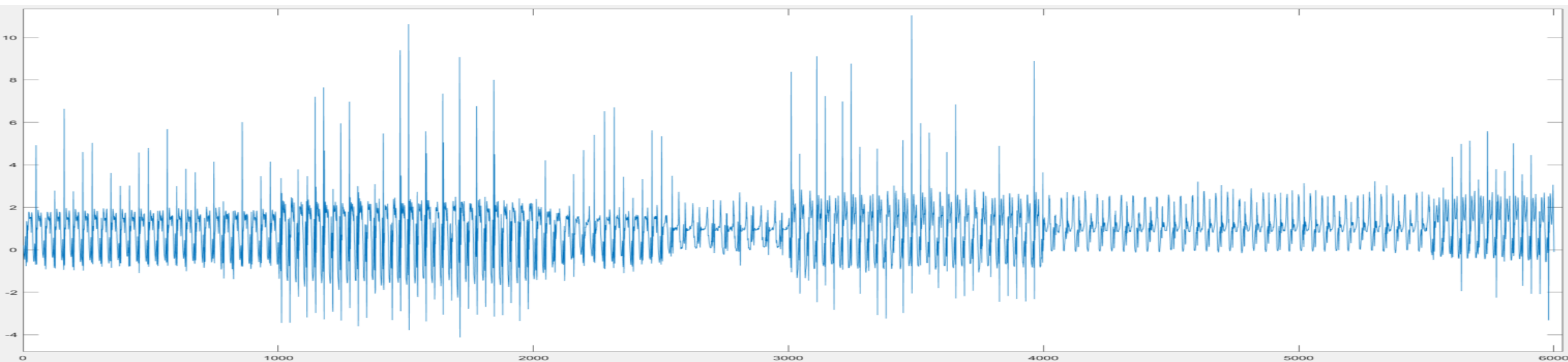
基于跑步的运动特性，将跑步先验知识 + attention 相结合的方法提出了一种小样本训练方式

- 跑步是周期运动，并且跑步不同阶段是确定的，因此可以通过先验知识+少量数据来训练
 - 周期性可以预处理分割出来，这样分割比滑窗好，能完整保留整个周期的信息
 - 一个跑步周期中的两个事件是确定的，且是local feature decided，其余部分对判断没有意义。所以 attention 可用来确定重点识别的位置，忽略无关部分
- Contribution
 - 跑步先验的Deep attention model，可从少量样本中学习到跑步特征
 - 一个包含图片和传感器的 多人 跑步 数据集， 户外、室内
 - 先验知识与深度model相结合，使模型的可解释性更强
- 问题：
 - 数据分布差异比较大，不同人不同跑姿，离地点检测的效果差太多
 - 离地点准确度不高，尤其是走路的数据，模型overfitting现象严重，验证集效果不好
 - Atten (heatmap) 有效果，但是没有预期的效果明显 (hard code 的生成 对应序列的heatmap，然后concat到input上)
 - Atten (heatmap) 训练不好（网络自己学出来）
 - 改用seq2seq (rnn) 模型作对比，seq2seq的效果还是好些，但是overfitting还是比较严重

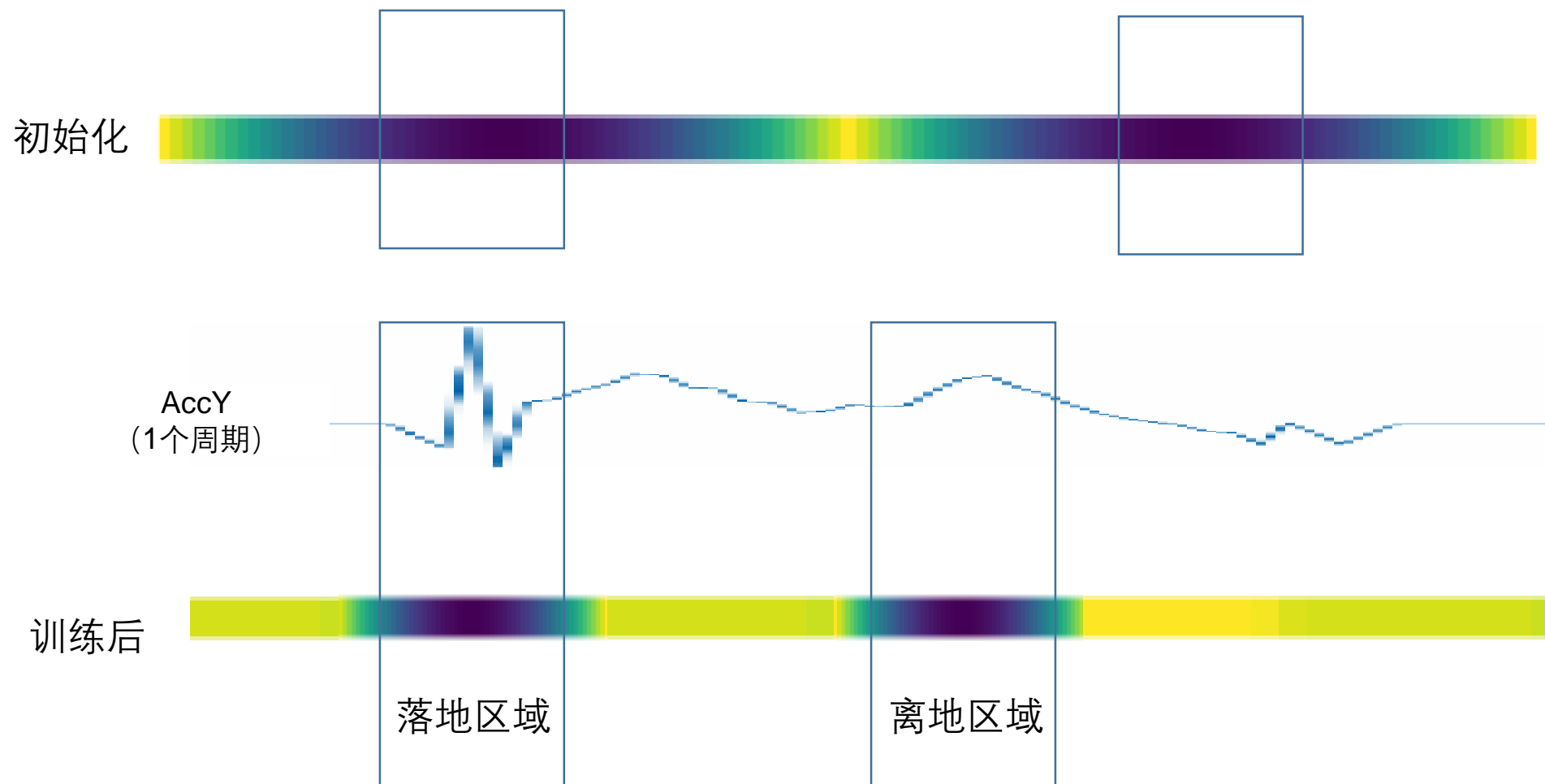
训练集: 7个样本(Rui, Qu, LHX, Luning, Lixi, Yunlin, id1029), 每个样本1000个点, 20-30步, 快跑, 慢跑, 走路



验证集: 5个样本(Xiong, id1027, 1023, 1056, 1029), 每个样本1000个点, 20-30步, 快跑, 慢跑, 走路



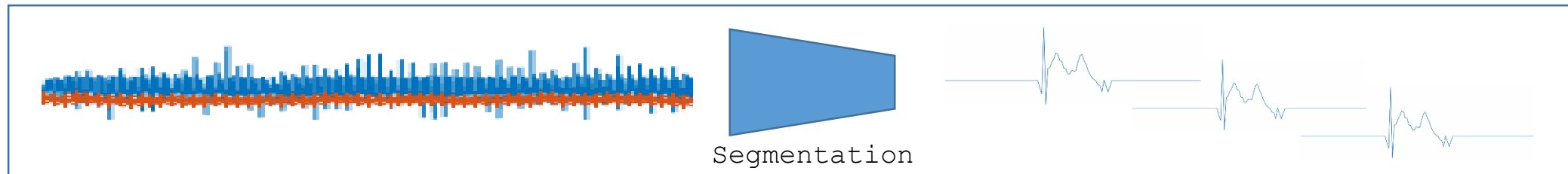
Attention 实现:



类似pose里的heatmap，我们这个1维的序列，包含了一个完整的跑步周期。其中一定包含了一个落地点和离地点。我在end to end 训练的过程中，在网络里会训练一个类似1维序列的heatmap，高亮出落地离地的位置，将这个heatmap 接上原有的feature后出入给classifer。几个原因： 1、可以用loss干预这个heatmap的生成，让网络更关注高亮区域。 2、方便可视化，用于调查failure case的原因

模型 1: (input 可以是 raw accY, 也可以是 $\text{diff}(\text{accY})_{(i+1)-(i)}$)

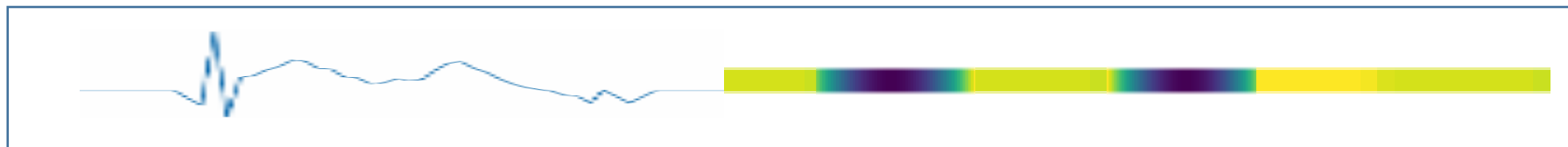
1. segmentation



2. CNN 生成 Atten heatmap

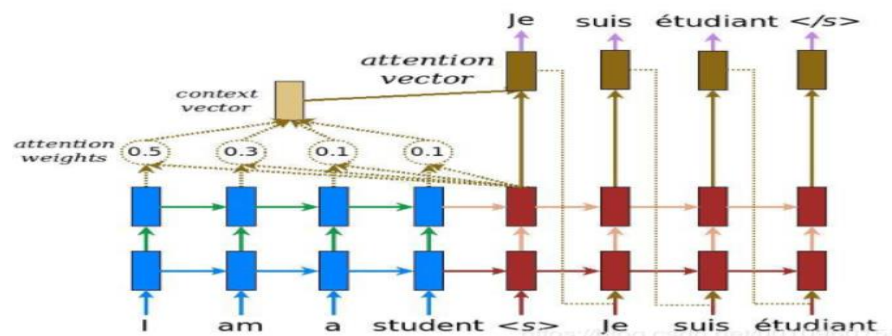


3. 原信号 与 Atten heatmap concat 后, 送入classifier 进行识别和分类



模型 2: NLP 里的 Seq2Seq 模型

RNN encoder + Atten + decoder

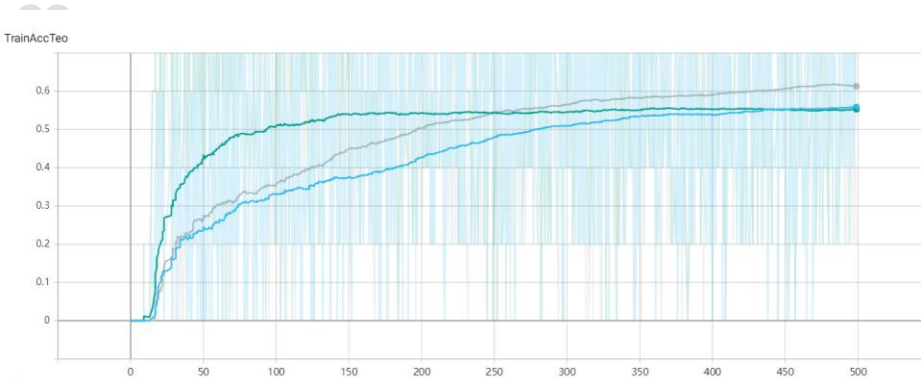
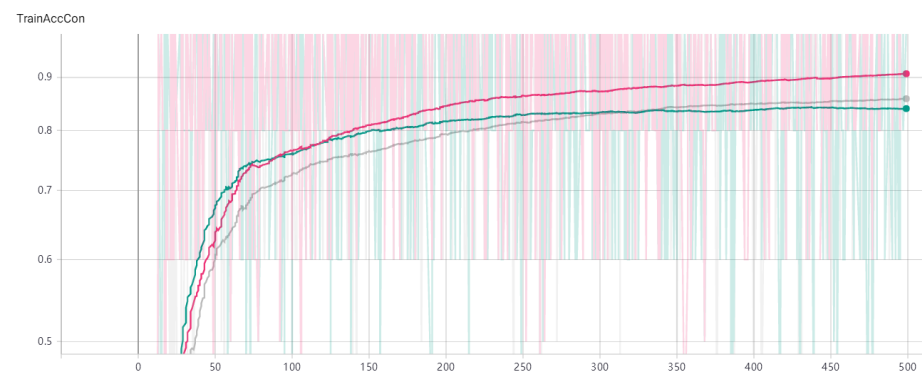
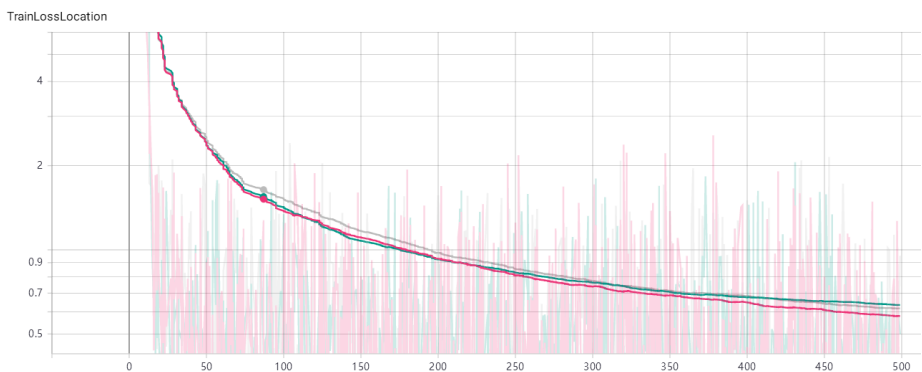


Name
Feb10_17-27-50_AlexLIUModelSoundPeaks-0209-BNATTEN-F-CAT-10e6
Feb11_18-59-03_AlexLIUModelSoundPeaks-0211-seq2seq-10e6
Feb11_22-46-06_AlexLIUModelSoundPeaks-0211-CAT-diff-10e6

训练集里 三种模型loss和acc差不多 (1、3 是CNN+heatmap, 1. raw accy. 3. diff(accy))
2 是seq2seq)。

验证集里, seq2seq模型效果好很多, 但是都存在不同程度overfitting

离地点识别的比触地点差很多, 尤其是走路



Loss

落地点Acc

离地点Acc

