

第九周实习报告20220520

宋欣源

2022 年 5 月 23 日

1 第一，综述

下面对于这些天实习的工作做一个报告。现在就两周的工作做一个总结我这周主要在raw3数据集上进行。首先将过去的cnn1d,cnn2d,rnn,convrnn,transformer模型进行全部的调试和运行，然后从这些方向里选择cnn1d的新模型一直继续研究。

2 第二，CNN2d

2.1 1.模型和表现

模型1：普通CNN2d（ordinary*2+pointwise+linear*2+dropout+relu）

IC: 0.059, pnl:2.2

模型2：普通CNN2d（deepwise*2+pointwise+linear*2+dropout+relu）

IC: 0.059, pnl:2.3

模型3：普通CNN2d（ordinary*2+linear*2+pointwise+linear*2+dropout+relu）

IC: 0.068, pnl:2.47

模型4：普通CNN2d（deepwise*2+linear*2+pointwise+linear*2+dropout+relu）

IC: 0.062, pnl:2.52

模型5：普通CNN2d（deepwise*2+maxpool+linear*2+pointwise+linear*2+dropout+relu）

IC: 0.062, pnl:2.4

模型6：普通CNN2d（deepwise*2+ordinary+linear*2+pointwise+linear*2+dropout+relu）

IC: 0.066, pnl:2.2

模型7：普通CNN2d（deepwise*2+ordinary*3+linear*2+pointwise+linear*2+dropout+relu）

IC: 0.068, pnl:2.4

整体来看，在raw3数据上表现强于raw5数据，但是raw5数据拥有时间尺度的变化，raw3数据变化有限，raw5数据最高做到2.5的情况，raw3很容易地达到了结果。基础表现也比较强。

2.2 2.改进思路

- 0) 对原来的模型框架进行了整个修改和重置。我觉得在这些在CNN2d模型上能取得的效果已经尽可能发掘了。单纯从CNN提取信息的角度感觉很难发掘出新的东西。下面一部就是开发新的模型，采取新的思路，单纯增加模型的深度已经满足不了要求了，模型会在第四个epoche上开始效果下降，具有过拟合的风险。而且对于CNN2d本身来说，从模型上控制过拟合的办法，比如resnet,dialtion，增加感受野之类的办法，在32*12的数据上很难使用。因此后面不再继续深入CNN2d的研究。

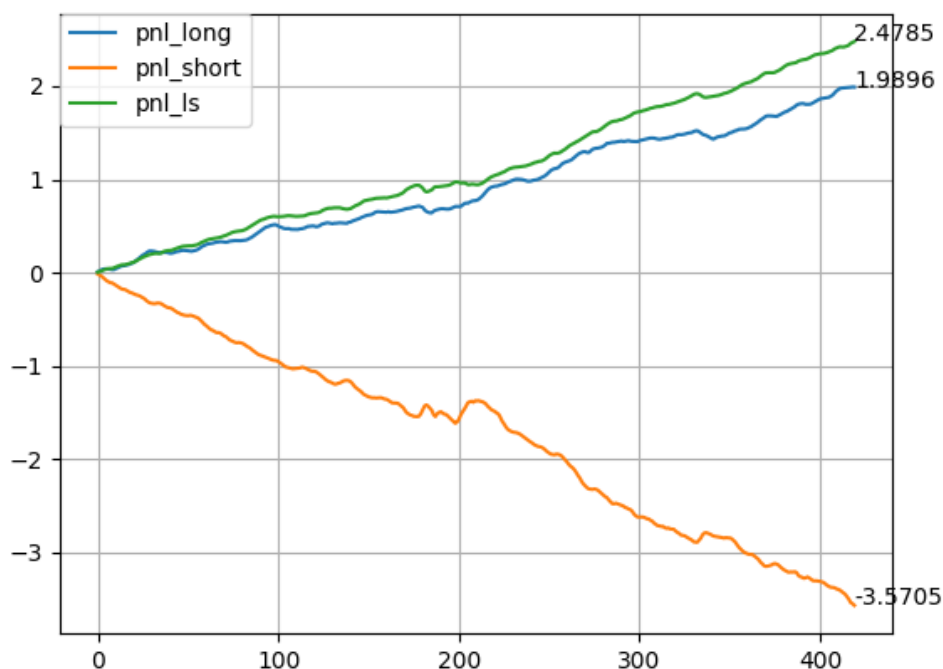


图 1: modelCNN2d pnl figure

3 第三，CNN1d

3.1 1.模型和表现

模型8：普通CNN1d（ordinary*2+avg+linear*2+dropout+relu）

IC: 0.053, pnl:2.2

模型9：普通CNN1d（ordinary*2+avg+ordinary*2+linear*2+dropout+relu）

IC: 0.055, pnl:2.3

模型10: 普通CNN1d ((ordinary*2+avg+ordinary*2+linear*2+pointwise+dropout+relu))

IC: 0.054, pnl:2.4

模型11: 普通CNN1d ((ordinary+avg+relu)*3+ordinary+linear*2+dropout+relu)

IC: 0.052, pnl:2.3

模型12: 普通CNN1d ((ordinary+avg+relu)*4+ordinary+pointwise+linear*2+dropout+relu)

IC: 0.056, pnl:2.3

模型13: 普通CNN1d ((ordinary+avg+relu)*5+ordinary+pointwise+linear*2+dropout+relu)

IC: 0.057, pnl:2.3

模型14: 普通CNN1d ((ordinary+avg+relu)*6+ordinary+pointwise+linear*2+dropout+relu)

IC: 0.061, pnl:2.35

模型15: 普通CNN1d ((ordinary+avg+relu)*7+ordinary+pointwise+linear*2+dropout+relu)

IC: 0.060, pnl:2.24

模型深度已经很深，不便于继续加深，在largeFOV的backbone下已经不适合继续深入。继续深入模型表现已经没有提升。总体来看，largeFOV的backbone不适合CNN1d在模型上的深入，下面是bottleneck的backbone进行深入。原来的思路是deeplab在时间序列上的特征提取，现在由于数据减少，原来模型的深度减少进行进一步探索。

模型16: bottleneck ((cnn1d(1)+cnn1d(3)+cnn1d(1))+pointwise+linear+dropout+relu)

IC: 0.061, pnl:2.4

关于bottleneck的backbone进行简单叙述：bottleneck方法主要用来训练CNN神经网络，可以降低数据维度，先用bottleneck层作为人为升高数据的隐藏维度，在高维数据中提取信息，因为信息损失，就会减少高频噪声，就可以提取较好的特征，再用bottleneck层人为降低维度，再次进行模型简化，很大的避免了过拟合，算法如下：

模型17: bottleneck ((cnn1d(1)+cnn1d(3)+cnn1d(1))+pointwise+linear+dropout+relu)

IC: 0.062, pnl:2.4

可以看出bottleneck的结构更适合raw3数据。

模型18: base ((cnn1d+batchnorm+relu+avgpool)*2+pointwise+linear+dropout+relu)

消融实验：对largeFOV的结构加入batchnorm，效果变化不大

IC: 0.061, pnl:2.2

Input: 1 channel 42 * 280000 time series dataloader; 3*3 线性卷积核; 5*5 线性卷积核;

Output: 1 channel 277200 return 或者277200其他高维特征;

- 1: 升维convolution(input:1 channel, output:100 channel,kernelsize: 1);
- 2: 维度转换convolution(input:100 channel, output:100 channel,kernelsize: 5);
- 3: 特征提取convolution(input:100 channel, output:100 channel,kernelsize: 3);
- 4: batchnorm2d;
- 5: relu(0.1);
- 6: 降维convolution(input:100 channel, output:50 channel,kernelsize: 1);
- 7: 残差层shortcut;
- 8: 特征提取convolution(input:100 channel, output:50 channel,kernelsize: 3);
- 9: batchnorm2d;
- 10: relu(0.5);

return residual bottleneck+ residual shortcut;

Algorithm 1: bottleneck structure

模型19: bottleneck ((cnn1d+batchnorm+relu+avgpool)*2+bottleneck1+pointwise
+linear+dropout+relu)

加入bottleneck的backbone以后模型解读能力提高。

IC: 0.065, pnl:2.5

模型20: bottleneck ((cnn1d+batchnorm+relu+avgpool)*2+bottleneck2+pointwise
+linear+dropout+relu)

对于压缩和提升维度的bottleneck2,和第一种效果区别不大

IC: 0.063, pnl:2.52

模型21: bottleneck ((cnn1d+batchnorm+relu+avgpool)*2+bottleneck1+bottleneck2+pointwise
+linear+dropout+relu)

bottleneck1和bottleneck2一起并行, 效果有少量提升

IC: 0.065, pnl:2.58

模型22: deeplab ((cnn1d+batchnorm+relu+avgpool)*2+bottleneck1
+bottleneck2+bottleneck1+bottleneck2+pointwise+linear+dropout+relu)

IC: 0.068, pnl:2.62

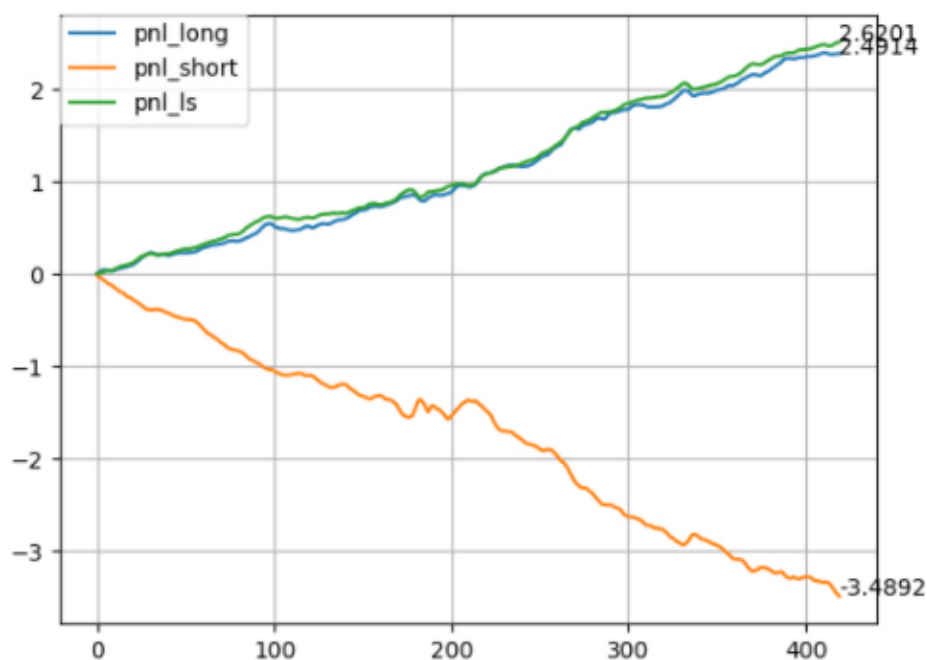


图 2: model_deeplab pnl figure

模型23: multibox (base+multibox+poitwise)

下面对于上次研究的multibox目标检测网络进行复现，原来的网络需要的序列较长，因此进行修改。

multibox系列网络，IC比较高，但是pnl表现一般

IC: 0.073, pnl:2.2

当模型复杂的时候，序列越短模型表现越不稳定，长序列的优点是模型稳定，短序列则表现不太稳定，往往需要多次run才能得到理想的结果。原因很容易解释，长序列中进行目标检测更容易检测到特定的pattern，而对于短序列更容易错误检测

模型24: multibox+bottleneck (base+bottleneck+multibox+linear)

将bottleneck和multibox进行合并，提高了IC同时提高了pnl

IC: 0.071, pnl:2.58

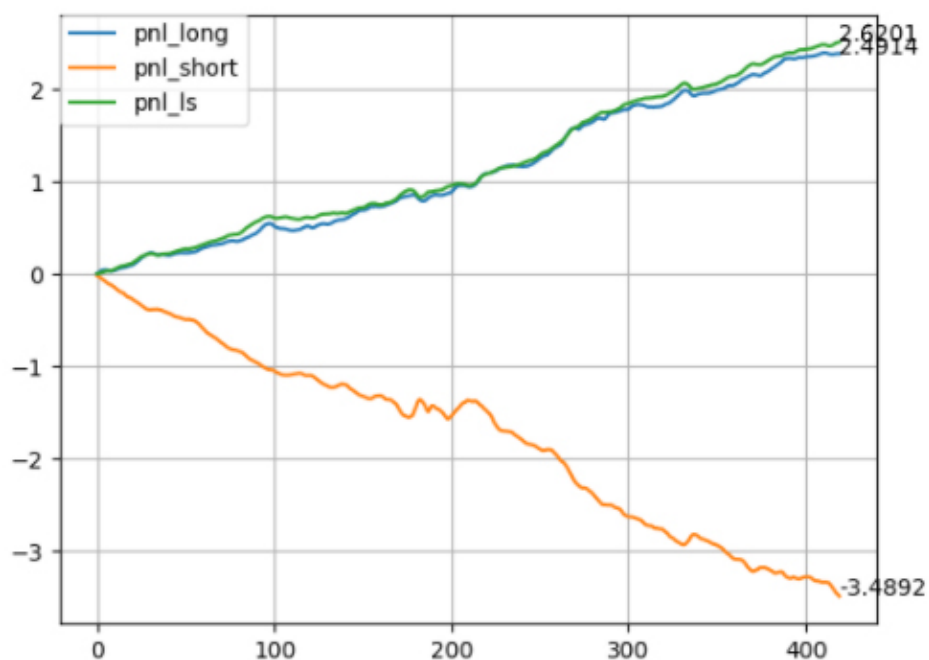


图 3: model_bottleneck+multibox pnl figure

模型25: multibox+bottleneck

继续深入

IC: 0.072, pnl:2.3

26: multibox+bottleneck+pointwise+linear+relu

计算出的结果还是一样。

IC: 0.067, pnl:2.3

模型27: multibox+bottleneck+downsample

对于bottleneck+multibox应用了downsample,好处是可以将数据进行归纳,减少高维数据直接接fc的情况,对于时间序列提取信息更友好。从信息流的角度,将高维特征进行降维,得到更有意义的特征,无意义的特征都会被downsample降低为0,和maxpool加matrix形式一样。

IC: 0.064, pnl:2.47

模型28: multibox+downsample

对于bottleneck做消融实验

IC: 0.070, pnl:2.2

模型29: multibox++downsample+upsample

对downsample重新upsample, 另一种消融方式

IC: 0.065, pnl:2.5

模型31: multibox+multibox+downsample+upsample

将两个multibox进行叠加, 在没有bottleneck的backbone的情况下效果有提升

IC: 0.068, pnl:2.58

3.2 2.改进思路

- 0) 在bottleneck的情况下, 可以改进bottleneck的结构, 比如原来研究的bottleneck3,bottleneck4的结构, 进行替换研究。
- 1) 在multibox上还有很多改进的地方, 比如下面要研究的FCOS网络, 是multibox的新的backbone.目前消融实验表明, multibox对于普通deepnn,bottleneck都有提高, 所以可以进一步提高。
- 2) 在deeplab领域, 已经不适合现在的任务, 模型backbone已经不再适用于新的任务, 以后不再对deeplabV3进行研究。

4 第四、RNN的研究:convolutedRNNcell

4.1 综述

这次主要是重新run了convolutedRNN的结果, 比raw5数据更好, 还有深入的空间。对RNNcell和RNN主体backbone模型还要再raw3上进行实验。目前模型待跑。

4.1.1 convGRU

模型1: convGRU(conv+linear)_2layer(layer1(batch:1,kernel:3), layer2(batch:1,kernel:3))

IC: 0.037, pnl:2.0

模型2: convGRU(conv+linear)_2layer(layer1(batch:n,kernel:1), layer2(batch:n,kernel:1))

IC: 0.042, pnl:2.2

模型3: convGRU(conv+linear)_2layer(layer1(batch:n,kernel:1), layer2(batch:1,kernel:3))

IC: 0.049, pnl:2.2

模型4: convGRU(conv+conv)_2layer(layer1(batch:1,kernel:3), layer2(batch:1,kernel:3))

IC: 0.050, pnl:2.3

模型5: convGRU(conv+conv)_2layer(layer1(batch:n,kernel:1), layer2(batch:n,kernel:1))

IC: 0.048, pnl:2.2

模型6: convGRU(conv+conv)_2layer(layer1(batch:n,kernel:1), layer2(batch:1,kernel:3))

IC: 0.053, pnl:2.2

模型7: convGRU(linear+conv)_2layer(layer1(batch:1,kernel:3), layer2(batch:1,kernel:3)) IC: 0.052, pnl:2.4

模型8: convGRU(linear+conv)_2layer(layer1(batch:n,kernel:1), layer2(batch:n,kernel:1))

IC: 0.051, pnl:2.3

模型9: convGRU(linear+conv)_2layer(layer1(batch:n,kernel:1), layer2(batch:1,kernel:3))

IC: 0.050, pnl:2.4

模型10: convGRU(conv+conv)_4layer(layer1(batch:n,kernel:1), layer2(batch:n,kernel:1), layer3(batch:1, kernel:3),layer4(batch:1, kernel:3))

IC: 0.059, pnl:2.6

4.1.2 convLSTM等其他模型

LSTM,convLSTMC,conv_passcell_1,conv_passcell_2 关于这几类模型，还要修改数据输入和输出，目前还没有跑完。

5 第六、总结

- 1) 第一，CNN2d系列模型，经过大量模型设计和修正，单纯从提取信息的角度，已经挖掘到了瓶颈。CNN2d不适合raw3任务。
- 2) 第二，对于convolutedRNN模型，以及原来设计的RNN的backbone我不打算深入研究，打算把之前的模型在raw3上进行复现，挑选不错的模型进行收集。
- 3) 第三，对于CNN1d系列，已经尝试了bottleneck,multibox,deeplab三种backbone（对于resnet50，VGG这类模型深度太高，不适合尝试），下一步目标明确，就是在multibox的基础上实验FCOS网络，并且和目前已知的几种表现良好的模型做组合和消融实验。