第一周实习报告20220303

宋欣源

2022年3月3日

1 第一,综述

下面对于这五天实习的工作和未来两周要做的事情做一个报告。经过仔细思考,我的整个实习阶段基于功能强大且我比较熟悉的CNN网络因为本周受限于batch_size的影响,只实现了一些最简单的东西,下面再进一步进行大规模预测。

由于运行速度较慢,我的工作模式是每周五天五个角度,分别是CNN最主流的三个角度deepwise, pointwise,和混合作用三个角度,一天研究一个角度,保证研究和测试能够有序同步进行。

2 第二, deepwise

2.1 综述

deepwise模型的主要想法就是利用CNN2d模型进行提升和优化。最主要的特点就是再CNN中加入groups,inputdim = batchsize,这样就能把raw5的3个feature合成用卷积提取的一个feature.参数平面变成batch_size*timeseries(N,T)的平面。可以再次调用CNN1d,在时间轴上特征提取,加入max,drop,norm等操作,最后用线性算子给每个时间轴一个打分。由于涉及到(N- ${\it i}$ F)的转化,在数据意义上,和其他角度不能混和,因此单独列出一种方法。

pointwise模型的使用范围很广,可以压缩各种维度,特点是使用1*1的卷积核,比如,可以在(N*T)平面上提取时间轴信息而不影响N的维度。(使用view平铺数据可能会有好的结果,但是会带来逻辑困难,先不采用)。

2.2 实现

模型0:普通CNN1d,三层

- 1) CNN1d(3,50,3*3)
- 2) CNN1d(50,50,3*3)
- 3) CNN1d(50,25,3*3)
- 4) maxpool1d+dropout
- 5) 每个时间取最后

6) 两层全连接层,中间加relu

结果: batch_size 1300, batchIC = 0.051, pnl图 (7epoch):

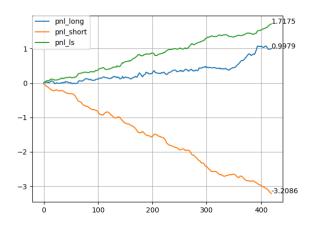


图 1: 3layer CNN pnl figure

模型1: 普通CNN2d 普通CNN2d要建立新的假象维度,把假象维度拆分成隐藏维度,假象维度只能是1,因为使用了假象维度,卷积核应该和特征数保持一致。(如果不一致,就要做下一层的CNN提取,目前先保持一致,采用卷积核大小为3)

- 1) CNN1d(1,50,3*3)
- 2) maxpool1d+dropout
- 3) 每个时间取最后
- 4) 两层全连接层,中间加relu

结果: batch_size 1300, batchIC = 0.041, pnl图 (7epoch):

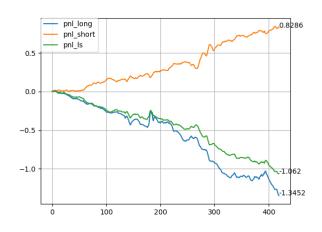


图 2: 1layer CNN2d pnl figure

模型2: deepCNN2d

- 1) deepwise CNN2d(1300,1300,3*3, 1300)
- 2) maxpool1d+dropout
- 3) 每个时间取最后和取时间平均都做尝试
- 4) 两层全连接层,中间加relu

结果: batch_size 1300, batchIC = 0.047, pnl图 (7epoch):

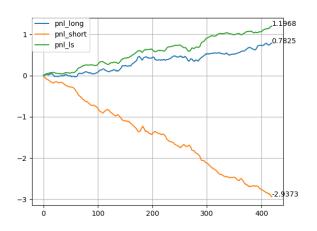


图 3: deep CNN2d pnl figure

模型3: pointCNN2d

- 1) deepwise CNN2d(1300,1300,3*3, 1300)
- 2) maxpool1d+dropout
- 3) pointwise CNN1d(T,1,1)用cnn1d提取时间轴特征,时间轴提取到一
- 4) 两层全连接层,中间加relu

结果: batch_size 1300, batchIC = 0.048, pnl图 (7epoch): 模型4: deepCNN2d+pointCNN2d

- 0) deepwise CNN2d
- 1) pointwise CNN2d
- 2) maxpool1d+dropout
- 3) pointwise CNN2d(T,1, 1*1)用cnn1d提取时间轴特征,时间轴提取到一
- 4) 两层全连接层,中间加relu

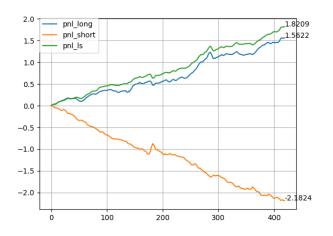


图 4: pointCNN2d pnl figure

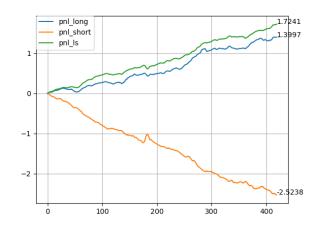


图 5: deepCNN+pointCNN pnl figure

结果: batch_size 1300, batchIC = 0.037, pnl图(7epoch) 模型5: deepCNN2d*2+pointCNN2d*2 每个卷积都用两层卷积来做,效果更好。

- 0) deepwise CNN2d
- 1) pointwise CNN2d
- 2) maxpool1d+dropout
- 3) pointwise CNN2d(T,1, 1*1)用cnn1d提取时间轴特征,时间轴提取到一
- 4) 两层全连接层,中间加relu

结果: batch_size 1300, batchIC = 0.047,

2.3 改进思路

非常多,我也不打算在参数维度和训练finetune上耽误时间,就单纯靠添加层和模块来提高质量。

- 1) 从CNN的层数叠加,比如多层CNN2d(deepwise)叠加,因为deepwise不操作时间序列,所以基本上没有时间信息损失,可以反复叠加。
- 2) 时间轴上的特征提取,代替取时间最后一个数值或者取平均的办法。比如用pointwise提取时间轴特征,或者pointwise的分组。
- 3) 这些操作都是down操作,目的在于压缩维度。可以添加CNN进行扩展维度up,可以将压缩的维度重新扩展,再压缩,最后的曲线特征明显而且平滑。
- 4) 在模型上合理的使用maxpool,meanpool,minpool,batchnorm等
- 5) 全连接层深度增加,增加到5层左右

3 其他思考

还研究了elitwise和instancewise的两个思路,感觉用不上。

4 总结

我打算在CNN领域进行深度挖掘,把deeplab,bottleneck等CNN常用模型进行组合尝试,用自己的理解构造一些复杂CNN累积处理神经网络。这样过程更加有规律有轨迹可循,而不是随即和漫无目的地实现论文。

参考文献

[1] 华泰人工智能系列