组会汇报

陈钶杰 专业:计算数学

November 14, 2023

1/14

目录

🚺 相关文献阅读-MLC模型

- 2 代码调试
 - 当前序列分类任务汇总结果
 - 增加k线图特征每支股票误差可视化结果

这周主要做的事情

- 组合性元学习(MLC)模型是如何学得组合技能的?
- ② 为股票数据增加一个k线图特征维度,并使用informer模型进行对比效果.
- ◎ 修改了LSTM模型对于高频节点的选择以及预测。

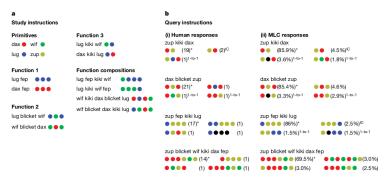


2/14

MLC模型的系统性组合和概括能力

- 这篇文章的通过创建元学习神经网络来模拟类人系统泛化,简单说就是让神经网络模型具有像人一样的基本泛化能力.
- 文章通过对比人和模型在一些简单的泛化任务的表现来表明观点.
- 关于MLC模型的架构.
- 关于MLC模型的结论。

人类与MLC模型的对比实验1



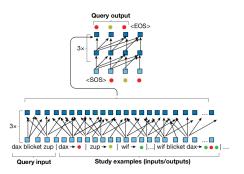
● 对人类参与者(n = 25),MCL模型提供了一套由14个学习指令 (输入/输出对)组成的课程,并被要求为查询指令生成输出.

人类与MLC模型的对比实验2



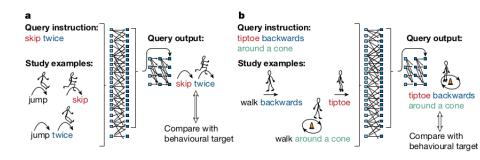
- 参与者在未看到任何学习示例的情况下对查询(语言字符串)产生了响应(彩色圆圈的序列).其中1-to-1,IC,ME分别表示以一对一,从左到右的方式将查询翻译为图标串联,相互排斥的行为方式.
- 人类的回应非常有结构,且遵循上述的行为方式,MLC模型也得到 了有结构性的回答,且符合上述的行为方式.

MLC模型的架构



● MLC模型使用了标准的transformer架构,MCL模型学习一种例子的方式就相当于元学习,在训练阶段,优化是在动态变化的情况下进行的(每种情况都有新的学习和问题示例),而不是在静态数据集上进行的.在测试情节中,模型的权重被冻结,不提供任务特定的参数.随机的将每个问题与输出序列进行比对.

MLC模型如何获得组合技能?



- MLC模型:通过动态的组合任务来获得组合技能.
- a图中的输入中把复杂任务jump twice通过jump这个基本任务进行组合得到,因此对于skip也可以通过类似的组合得到skip twice.

MLC模型的学习本质

- 在传统的机器学习中,模型通常在大量的训练数据上进行学习,然后在测试数据上进行泛化.然而,这种学习方式不一定能够使模型具备良好的泛化能力,特别是在面对新颖、复杂的任务.
- MLC的目标是通过训练模型在一系列少量的组合任务上进行学习, 以鼓励模型学习到更加通用和抽象的表示。这些组合任务通常是由 多个基本任务组成,每个基本任务都涉及到不同的输入和输出组 合。通过在这些组合任务上进行学习,模型可以学会将不同的基本 任务组合起来解决更复杂的问题,从而具备了更好的泛化能力。
- MLC的关键思想是通过训练模型在多个任务上进行学习,使其能够学习到任务之间的共享结构和模式,从而能够在新任务上进行快速、准确的泛化。这种学习方式可以帮助模型发现任务之间的相似性和关联性,并从中抽取出通用的知识和模式,以便在未见过的任务上进行应用。

文章的结论

- MLC通过元学习获得其能力,系统性泛化和概括能力不是神经网络 架构的固有属性,而是从数据中诱导出来的.
- 展示了MLC如何使标准的神经网络经过优化以实现其组合技能,在 比较中,以模仿或超越人类的系统性泛化.MLC的系统性远远强于以 标准方式训练的神经网络.
- MLC也有一些不足之处,比如MLC无法处理更长的输出序列以及更复杂的句子结构,这是将来要解决的问题。
- 由于这篇文章的源代码还没有,所以只能知道大致的框架,无法得知 其具体的做法.

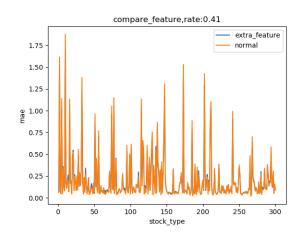
Table: 准确率结果(均用共享型模型进行测试)

模型	平均准确率
Word2Vec方法,窗口大小为1	29.49%
Word2Vec方法,窗口大小为2	28.90%
Word2Vec方法,窗口大小为3	27.06%
TCN模型	34.52%
InceptionTime模型	34.80%
TSiT模型	34.71%
transformer模型	34.55%
chatglm模型	32.34%
informer模型使用交叉熵损失函数	23.46%
Word2Vec方法,选择频率较高的节点	34.33%
Word2Vec方法,选择频率较高的节点(更新)	34.46%

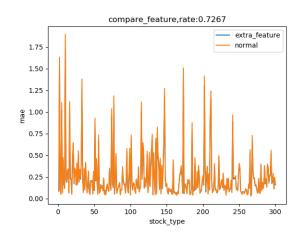


- 使用word2Vec方法编码并选择频率更高的节点
 - 例如有一个历史序列节点为"A,B,C,D,E,F,G,H",预测值为"I"
 - 通过选择高频率历史结点"A,AB,BC,CD,E,EF,FG,FGH",预测值 カ"C"或"BI" 或"GCH"
 - ◎ 那么我只选择预测值中的最后一个节点,比如"C"的话就选择C."B|" 就 选择I,"GCH"就选择H,
- 增加的特征维度具体操作
 - 使用数字来表示类别标签.
 - date,open,close,high,low,volume,turnover,amplitude,percentage change,price change,turnover rate,featur 2 2020-06-26.7.29.7.24.8.29.7.1.37289540.591168816.0.15.28.-7.06.-0.55.7.78.11 3 2020-06-29.7.68.7.36.7.8.7.29.7374005.116415146.0.7.04.1.66.0.12.1.54.3 4 2020-06-30.7.36.7.56.7.69.7.24.5047192.79090061.0.6.11.2.72.0.2.1.05.7 5 2020-07-01.7.58.7.55.7.68.7.34.3415231.53630063.0.4.5.-0.13.-0.01.0.71.11 6 2020-07-02, 7.61, 7.6, 7.68, 7.39, 7213077, 113699701, 0, 3, 84, 0, 66, 0, 05, 1, 51, 11 7 2020-07-06.7.57.7.31.7.57.7.17.3460806.53791957.0.5.26.-3.82.-0.29.0.72.2 8 2020-07-07, 7.19, 6.97, 7.23, 6.89, 4228006, 64412773.0, 4.65, -4.65, -0.34, 0.88, 2 9 2020-07-08 6.9 6.95 7.1 6.83 3691465 56029264 0.3 87 -0.29 -0.02 0.77 11 10 2020-07-09.6.9.6.54,6.98,6.52,5107052,76136533.0,6.62,-5.9,-0.41,1.07,4 11 2020-07-10.6.56.6.39.6.65.5.9.6979252.100685702.0.11.47.-2.29.-0.15.1.46.3 12 2020-07-13,6.39,5.79,6.39,5.72,4380110,62046599.0,10.49,-9.39,-0.6,0.91,2 13 2020-07-14.5.71.6.38.6.51.5.51.4127624.58816955.0.17.27.10.19.0.59.0.86.7

对比差异可视化:多输入多输出结果



对比差异可视化:多输入单输出结果



谢谢老师和同学们的聆听!