四 川 大 学 计 算 机 学 院

课程设计报告

学号2024223045126 姓名：王圳川 老师：陈杰 专业：电子信息 第 18 周

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 课程名称 | 图神经网络前沿 | 课程编号 | M08120051 |
| 项目名称 | GNN模型的代码结构分析 | 项目时长 | 3周完成 |
| 待解决问题描述（文字描述） | 诗歌生成领域（我的研究方向）目前还存在一个gap：基于白话文训练的大语言模型无法理解诗歌意象中包含的丰富情感。  因此想到诗歌意象图谱可以作为额外提供的信息引入大语言模型之中，所以首先我要解决的问题是诗歌意象节点->意象嵌入（图表示学习）  由于没有标签，所以选择的是自监督作为预训练任务的GRAPH-BERT模型来训练嵌入层。  问题已经得到初步解决，由于不存在下游任务，这里采用向量加减的方式展示意象图表示学习的效果  碧水  鼓角  天涯  后续还需要通过微调使得诗歌意象的图表示与大模型语义空间对齐 | | |
| 针对问题的GNN模型架构图 |  | | |
| 代码结构feedforward的解释与核心代码 | 图1    图2    图3    图4  选取的自监督任务是节点属性特征重构任务（类似于AutoEncoder）由于该模型的feedforward是嵌套着写的，所以这里结合模型架构图分part解释feedforward代码，其中核心代码为**Graph-Transformer**的feedforward部分（步骤操作已标注在图中，以下只叙述大致流程）   1. Part1:是从输入的图中采样subgraph，这个步骤类似于Bert在预训练中取滑动窗口的操作。 2. Part2:对于每个subgraph，有一个需要预测其representation的target node，以及它的“上下文”节点（在原文中是根据与target node的紧密关系定义的），将这些节点的4个原始embedding（预处理得到）以及index作为输入，输入特征融合层（图1），实际进行的操作是使用几个4个线性层将4个embedding映射到同一长度的隐藏层中，然后将其相加作为融合后的embedding。 3. Part3:将融合后的embedding（forward函数输入中的hidden states）输入Graph-Transformer，对于每一层来说，使用attention提取“序列”特征，并且还使用了残差连接（图2）。 4. Part4&5:图3&图4对Graph-Transformer输出的特征进行了池化->每一层Transformer特征进行平均->输入线性层映射为与target node原始embedding 相同长度的 作为重构出的representation。 | | |
| 代码结构Loss function的解释与核心代码 | 这里的loss就是重构出的representation和target node的原始embedding的MSE误差 | | |
| 指导老师评 议 | 成绩评定： 指导教师签名： | | |