**北 京 邮 电 大 学**

**本科毕业设计（论文）开题报告**

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 学院 | 计算机学院 | 专业 | 计算机科学与技术 | | | 班级 | 304 |
| 学生姓名 | 陈童 | 学号 | 2019211283 | | | 班内序号 | 18 |
| 指导教师姓名 | 杨成 | 所在单位 | 北京邮电大学计算机学院 | | | 职称 | 副教授 |
| 设计（论文）题目 | （中文）基于模型增强的图对比学习算法设计与实现 | | | | | | |
| （英文）Design and Implementation of Graph Contrast Learning Algorithm based on Model Enhancement | | | | | | |
| 毕业设计（论文）开题报告内容：   1. **选题背景研究和意义**   过去几年，卷积神经网络快速发展，并借由其强大的建模能力引起广泛关注。但是，传统的卷积神经网络只能处理欧氏空间数据（如图像、文本和声音）。这些数据的平移不变性可以针对输入数据定义全局共享的卷积核。然而，图数据作为非欧空间数据，不能通过传统的定义全局卷积核的方式搭建卷积神经网络。  图独特的非欧几里德性质使得传统的机器学习模型难以将其建模，对于每个节点的邻居集没有顺序或者大小的限制。然而大多数的统计模型都假设输入为有序和固定大小的位于欧氏空间的数据。除此之外，现代的图数据集往往体量惊人，因此，如果能够在欧氏空间使用有意义的低维向量表示节点，并将其作为其他机器学习模型的输入，将是非常有益的。  但是，真实世界的数据大多数都是以图的结构存在，例如社交网络、引用网络、推荐系统、知识图表等等。图神经网络作为一种深度表示图结构数据的强力的学习方法，在相关网络研究中展现了强大的性能。  尽管现代已经有很多优秀的图神经网络能够胜任许多不同的任务，但基本上现有的神经网络都是针对同质图设计的：即输入的图结构数据只有一个节点类型和一个边类型。大多数真实世界的图由不同特征空间中与属性相关联的各种类型节点与边组成。例如，描述论文中引用与合著的引用网络至少包含两种类型的节点：论文和作者。这一类图被称之为异构图。图结构与节点特征的异构性使得图神经网络难以将图丰富多样的信息编码成为低维度向量表示。  针对已有神经网络无法有效的处理异构图的现状，研究针对异构图的图神经网络十分具有前瞻性和实用性。例如，社交网络可以将数据表示为关于用户和帖子的图，将用户和帖子标识为图的节点、用户与用户之间的关注关系与用户在帖子下的互动转换为节点之间的边。通过图神经网络，社交媒体企业可以准确的将用户分类，给用户推送感兴趣的帖子和用户，从而提高用户对社交产品的粘性，提高自身产品的市场价值。在更复杂的场景下，例如电商企业可以将商品、商户和消费者表示为不同类型的节点，将用户的购买记录与浏览记录转换为不同节点之间的边，从而可以使用异构图神经网络推断出不同商品类型标签，以及不同用户的喜好，实现准确地向用户推送商品，提高转化率，增加推荐系统的准确性和有效性。  由此可见，研究更有效的方法处理异构图，即异构图神经网络，具有很强的实用性和前瞻性。   1. **研究的基本内容和拟解决的主要问题**   图对比学习会首先通过数据增强等各种方式生成两个对比的视图，然后最大化它们之间的互信息，使得中包含了两个不同视图中共有的有效信息，丢弃了两个视图中不重叠的无效信息（噪声）。本研究内容面向图对比学习算法，设计针对图对比学习的知识蒸馏师生模型和优化框架，并在各种下游基准任务中取得更好的效果。具体来说，标准的图对比学习范式（如GraphCL，GRACE，GCA）通常分为两个视图，每一个视图通过将不同的图增强（对输入的图数据进行数据增强，比如删除边，掩盖部分节点特征等）输入到同一个编码器（图神经网络）中，得到两个不同视图下的节点表示，然后通过InfoNCE Loss（公式 8）近似的使两个视图的表示(和)之间的互信息最大化。  在对比学习范式中遵循的先验知识是，通过数据增强获得的两个视图中都包含对下游基准任务有效的信息，而两个视图中不重叠的那部分信息则是对任务无用的噪声。如（a），（b）两个不同的视图和，其共享的信息是区域C和D，其中区域D中是对下游任务有用的信息，而不共享的信息是A，B，E，F，对比学习范式希望通过最大化两个视图共享的信息（CD）使得D的区域增加。但是显然，最大化区域CD并不意味着D增加，C可能也会增加，区域C代表着和虽然共享但对下游任务无用的的噪声信息，C的增加很显然会导致学到的表示中含有噪声。所以本研究内容的目标是根据以上描述的无监督图对比学习中的先验知识，设计合理有效的知识蒸馏框架和教师学生模型学得更好的（区域C小，区域D大）节点和图表示。    （a）对称 （b）非对称    相比于传统的图对比学习范式（如GraphCL，GRACE，GCA）把两个不同的数据增强输入同一个编码器模型，现在计算机视觉中已经有一些工作（如DINO，BYOL）结合了知识蒸馏和对比学习范式，使用了两个不同的编码器模型（Teacher和Student）。具体来说，这些工作将学生模型的指数移动平均值作为教师模型（梯度停止），并且用学生模型去预测教师模型的输出表示。但是在图表示学习领域还鲜有类似工作，受（DINO，BYOL）启发，我们在图表示学习领域，设计了一种基于图模型增强的教师-学生模型架构，通过三种不同并且很有效的模型增强策略，得到教师模型和学生模型，并且采用InfoNCE 损失函数最大化学生模型和教师模型输出的表示的互信息。具体来说，本研究内容采用传统的对比学习范式作为基准，采用图神经网络为编码器编码视图，并探索不同的模型增强策略对同一个图神经网络做两次不同的模型增强得到教师模型和学生模型，然后分别用教师和学生模型编码数据增强后的视图，得到的两个视图表示通过InfoNCE进行互信息最大化，训练后的编码器（不进行模型增强）编码得到的图和节点表示可以用于下游基准任务，流程示意图如下图所示。    **三、研究工作的步骤与进度**  毕业设计（论文）的主要步骤如下，首先在大四秋季学期结束前完成前期文献调研，选择方法；在大四春季学期前完成实验设计、实验算法设计，完成整体实验的设计构建任务；在2021年3月前完成实验环境的编写，开展实验验证，收集分析实验数据，改进实验方法；在2021年5月前完成系统的综合与测试，完成毕业设计论文的撰写，完成答辩。  目前的研究进度符合预期，已基本完成文献调研和方法选择工作，所调研文件和选择算法已在开题报告中列举和分析，目前已开始着手设计和指定具体的实验环境和内容，其他工作也正按计划进行。   1. **参考文献**   [1] X. Wang, N. Liu, H. Han, and C. Shi, ‘Self-supervised Heterogeneous Graph Neural Network with Co-contrastive Learning’, in Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, Virtual Event Singapore, Aug. 2021, pp. 1726–1736. doi: 10.1145/3447548.3467415.  [2] X. Fu, J. Zhang, Z. Meng, and I. King, ‘MAGNN: Metapath Aggregated Graph Neural Network for Heterogeneous Graph Embedding’, in Proceedings of The Web Conference 2020, Apr. 2020, pp. 2331–2341. doi: 10.1145/3366423.3380297.  [3] X. Wang et al., ‘Heterogeneous Graph Attention Network’, in The World Wide Web Conference, San Francisco CA USA, May 2019, pp. 2022–2032. doi: 10.1145/3308558.3313562.  [4] Q. Lv et al., ‘Are we really making much progress?: Revisiting, benchmarking and refining heterogeneous graph neural networks’, in Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, Virtual Event Singapore, Aug. 2021, pp. 1150–1160. doi: 10.1145/3447548.3467350. | | | | | | | |
| 允许进入论文撰写环节：是 ☑ 否 □ | | | | 指导教师签字 | 281674137909_.pic | | |
| 日期 | 2023年 1月 19日 | | |

注：可根据开题报告的长度加页。