这篇文章做的事情主要是增强GNN模型的半监督学习能力。

首先在背景部分，作者介绍了GNN在半监督任务上的困境。对于有标签的节点来说，它的receptive field是有限的，所以对于层数比较浅的GNN来说，有大量无标签的节点信息没有被很好地利用起来。因此作者希望能够在半监督学习里面将所有无标签的数据利用起来。于是作者提出了一个框架叫做Contrastive Context Sharing，简称CoCoS，从名字可以看出来这种方法是基于对比学习的，并且这种方法对于大多数基于GNN模型来说都是通用的，可以进一步提升GNN模型在半监督节点分类任务上的表现。

作者首先解释了context sharing的概念。在半监督任务下，一个节点的标签可以由他周围节点的标签或者特征推断出来，所以一个节点的环境就被定义为它的邻居的信息，在大多数的现实情况下，如果一个环境中某一类的节点被其他同类节点所替代，这个环境的含义仍然不会发生很大变化，他这里举了一个现实的例子，在一家互联网公司的某个部门里有不同的职位，职位就属于社交网络中每个节点的标签，同时节点中每个人都由姓名、年龄和技能这样一个三维向量描述，在公司里由于人事的变动，每个职位上的人可能会发生变化，而且同一个人的特征也会发生变化，但是这个部门的环境总体还是会保持稳定，他仍然是一家互联网公司，同时部门中的职位也保持稳定，因此我们可以从中间这个人所处的环境以及它自身的特征判断出它的标签是程序员。所以作者的motivation就是，由于同一类别内节点的变动不会对局部的环境产生很大的扰动，那么就可以通过同一类别内节点的互换实现节点环境的共享，使得原来在图上相距很远的节点也能够获得彼此的信息。

然后看一下他具体的做法，由于是半监督任务，他首先用GNN在有限的标签节点上进行初步的预训练，初步的预训练结束之后，可以用GNN模型来对无标签的数据进行一个初步的预测，暂时作为无标签数据的标签，这样我们就可以把图中的所有节点进行初步的分类，得到K个子节点集和子特征矩阵，随后，对于每一类来说，我们在类的内部做shuffle，把节点进行打乱，这样我们就得到了一个新的图，然后在这个新的图上再做一次GNN，得到shuffle之后每个节点的新的表示，然后根据作者提出的想法，同一类中节点的变更不会对局部环境产生太大改变，所以我们可以将每个节点shuffle之后学到的新特征和shuffle之前的特征进行对比学习，然后他提出了五种对比方法。其中有四种是正对比，第一种方法是将每个位置上新特征和旧特征进行对比，第二种是将shuffle之前同一类中两个向量进行对比，第三种是将shuffle之后同一类中的两种向量进行对比，第四种是将shuffle之前某一个位置上的向量和shuffle之后同一类中另一个位置上的向量进行对比。还有一个负对比，将shuffle之前不同类的特征进行对比，然后对于正对比的方法，作者说可以随意进行组合，在他们的实验里选择的是公式3和5所代表的正对比方法。然后根据对比方法设计了对比损失函数，前面俩个是正对比的损失，第三个是负对比的损失。对于模型最终的损失函数，最后还要加上一项节点分类的损失函数，这部分是在有标签的数据上获得的，这里面又是由两部分组成，一部分是用的contextual share之前的特征获得的损失，另一部分用的是contextual share之后获得的特征。最后将分类损失和对比损失相加得到，最终的损失函数。

接着是实验部分，因为他提出的context share方法对于大多数GNN是通用的，所以在前三个数据集上用原始的GCN做backbone来进行初步预训练，层数是两层，在Ogbn-arxiv上用到的是GAT作为backbone，然后在训练的时候每个epoch都会进行一次contextual share的操作，然后每10个epoch会对label进行一次重新估计，在Ogbn-arxiv里面是每四个epoch进行一次重新估计。最后的结果显示在后三个数据集上都达到了最佳效果。而且虽然在第一个数据上表现不如MVGRL，但作者认为这是因为MVGRL的模型参数量比COCOS大得多，所以cocos还是具有明显的优势。而且与其他的半监督方法相比，cocos在标签比例更少的数据集上可以产生更明显的进步，在前三个数据集上，标签比例都低于5.2%，使用COCOs之后性能超过了2%，第四个数据集标签比例达到了53.7%，提升大概是1%左右，这也验证了COCOS能够很好的利用无标签数据。

在消融实验里，作者首先验证了COCOS的泛化能力，他将COCOS应用于多个GNN模型上，包括，GCN,GAT,SAGE,JKNET,SGC，最后结果都显示使用了COCOS之后，性能有提升，且大多数提升都在2个百分点以上。在参数量方面，使用了COCOS之后，参数量有变大，但作者认为增加的不算太多。最后作者也探究了不同正对比方法选择对于模型分类准确性的影响，他这里只列出了六种选择策略，并选择GCN作为backbone，结果显示这六种策略对于模型效果都是有提升的，但比较有意思的是作者在之前实验中所选择的搭配在这三个数据集上并不是最优的，比如这里如果只对比同一个位置上节点的表示，在前两个数据集上有更好地效果，但总体来说，context share这种方法还是对模型效果有提升的。