**1. Guidance Node 生成模块**

**目标**

由于原始节点特征往往由于欺诈者的伪装行为而难以区分（特征不一致问题），通过引入“guidance node”（引导节点）的方式，希望生成具有更高区分度的特征。为了获得这样的特征，方法采用了**多尺度对比学习**，包括全局（上下文级）和局部（环境级）两个层面。

**（1）上下文级对比学习**

**流程：**

* 对于一个批次中的每个目标节点 （属于某一关系 ），首先初始化其引导节点的特征为原始特征 ；
* 然后使用一个 层的 GNN（参数为 ）对该节点及其一跳邻居组成的子图进行信息聚合，逐层更新节点表示。公式如下：

其中：

* 表示节点 在关系 下第 层的表示，初始时 ；
* “AGG” 表示邻居信息的聚合操作（例如求平均或加权求和）；
* 最后在第 层的输出 就作为生成的引导节点特征 。

**正负样本构造：**  
为了使生成的引导节点特征更具区分性，构造了对比学习任务：

* 正样本：取同一批中所有与 拥有相同标签的节点的原始特征和对应生成的引导节点特征的平均值，定义为

然后将两部分加权相加，构造正样本：

* 负样本：类似地定义负样本 （公式 3），这里 和 分别是与目标节点标签不同的那些节点的平均值。

**相似度计算与损失：**  
接下来利用双线性层计算引导节点生成的特征 与正、负样本之间的相似度：

利用二元交叉熵（BCE）损失来最大化 与正样本的相似性，同时降低与负样本的相似性。总体上下文级损失定义为：

**（2）局部级对比学习**

**目标：**  
局部级任务关注目标节点在其局部环境中的表现。由于在欺诈检测中，邻居大多为正常节点，若引导节点特征能明显区别于其环境信息，则有助于突出欺诈信号。

**实现方式：**

* 在局部对比中，将目标节点 从子图中屏蔽（将引导节点临时置为零向量），得到环境子图：

然后通过同样的 GNN 得到环境表示：

* 利用双线性层计算环境表示与原引导节点 之间的相似度：
* 对于正常节点（标签为 0），期望 与其环境表示高度相似；而对于欺诈节点（标签为 1），则希望二者差异较大。基于此设计局部级的 BCE 损失：

**（3）联合优化**

最终，两种尺度的对比学习损失结合为整体引导节点生成的损失：

其中， 为平衡上下文级与局部级损失的超参数。

**2. 基于强化学习的邻居选择模块**

**目标**

在信息聚合过程中，直接对所有邻居进行消息传递可能会引入噪声（结构不一致问题）。因此，本模块旨在利用\*\*强化学习（RL）\*\*来对每个邻居进行精细化选择，挑选那些对目标节点表示有益的邻居进行聚合。

**主要步骤**

1. **状态构建：**  
   对于目标节点 下的每个邻居 （在关系 下），构造一个状态子图

其中 为之前生成的引导节点。

1. **价值评估（Value Predictor）：**  
   论文使用一个 MLP 作为价值预测器（VP），其输入为经过 GNN 处理后的第 层激活 ，输出预测值 。VP 的训练损失为：
2. **RL 策略网络：**
   * **动作空间：** 对每个邻居，动作 表示“舍弃”或“保留”该邻居；
   * **状态空间：** 就是前面构造的状态子图；
   * **奖励函数：** 根据选中邻居后目标节点预测值与真实标签之间的偏差来设计奖励。定义奖励函数为：

其中， 表示当前邻居 对目标节点的贡献值， 是前一轮的邻居平均贡献值， 为容忍参数。通过这种设计，若选中的邻居使得预测结果更接近真实标签，则获得正奖励；反之则获得负奖励。

1. **邻居选择结果：**  
   最终，经过 RL 策略网络决策后，将对每个关系下的邻居集合 得到一个精细筛选后的集合 ，用于后续的消息传递。

**3. 邻居聚合与最终分类**

在经过指导节点生成与精细邻居选择后，目标节点 的表示更新采用标准的 GNN 消息传递机制，但这里的聚合仅限于经过 RL 策略选出的邻居。

**（1）关系内（Intra-relation）聚合**

对每个关系 ，在第 层中对目标节点 及其所选邻居进行聚合，其公式为：

其中， 为可学习的聚合矩阵。

**（2）关系间（Inter-relation）聚合**

对于一个多关系图，最终目标节点的表示需要融合各个关系下的信息。设原始特征为 ，则最终的表示为：

其中， 是关系间聚合的矩阵。

**（3）分类预测与联合损失**

利用最终节点表示 经过一个 MLP 得到预测概率：

并采用交叉熵损失（BCE）进行训练：

此外，总损失还需要结合之前 RL 部分中 VP 模块的损失。最终整体损失为：

其中， 为平衡分类损失和邻居选择损失的权重参数。

**总结**

* **引导节点生成模块**通过多尺度对比学习（上下文级和局部级）重构出更加区分性的节点特征，使得后续的消息传递能更好地捕捉节点类别信息。
* **基于强化学习的邻居选择模块**利用状态子图、价值预测器和 RL 策略，对每个邻居节点进行精细筛选，只保留对目标节点分类有正向贡献的邻居，从而缓解结构不一致带来的负面影响。
* **邻居聚合模块**则在选定的邻居上进行消息传递，并通过关系内和关系间的聚合，最终得到用于欺诈检测的节点表示，再利用分类头进行最终预测。

这种从生成更优特征（引导节点）到精细筛选邻居，再到聚合形成最终表示的流程，使得 DiG-In-GNN 在应对欺诈者伪装带来的特征和结构不一致问题时表现出更高的准确性和鲁棒性。