# 金融异常检测任务-程序报告

## 1 实验介绍

反欺诈是金融行业永恒的主题,在互联网金融信贷业务中,数字金融反欺诈技术已经得到广泛应用并取得良好效果,这其中包括了近几年迅速发展并在各个领域得到越来越广泛应用的神经网络。本项目以互联网智能风控为背景,从用户相互关联和影响的视角,探索满足风控反欺诈领域需求的,可拓展、高效的神经 网络应用方案,从而帮助更好地识别欺诈用户。

本项目主要关于实现预测模型,进行节点异常检测任务,并验证模型精度。而本项目基于的数据集<u>DGraph</u>,<u>DGraph</u> 是大规模动态图数据集的集合,由真实金融场景中随着时间演变事件和标签构成。

#### 1.1 实验目的

- 了解如何使用Pytorch进行神经网络训练
- 了解如何使用Pytorch-geometric等图网络深度学习库进行简单图神经网络设计(推荐使用GAT, GraphSAGE模型)。
- 了解如何利用MO平台进行模型性能评估。

#### 1.2 实验环境

- numpy = 1.26.4
- pytorch = 2.3.1
- torch\_geometric = 2.5.3
- torch\_scatter = 2.1.2
- torch\_sparse = 0.6.18

## 2 实验内容

### 2.1 数据集信息

DGraph-Fin 是一个由数百万个节点和边组成的有向无边权的动态图。它代表了Finvolution Group用户之间的社交网络,其中一个节点对应一个Finvolution 用户,从一个用户到另一个用户的边表示**该用户将另一个用户视为紧急联系人**。本预测任务为识别欺诈用户的节点预测任务,只需要将欺诈用户(Class 1)从正常用户(Class 0)中区分出来。需要注意的是,其中测试集中样本对应的label**均被标记为-100**。

#### 2.2 数据处理

对数据进行了归一化预处理。

#### 2.3 定义模型和优化器

• 使用MLP模型,参数如下

Params	Values
	(in_channels, 32)
layers	(32, 32)
	$(32, out\_channels)$
dropout ratio	0.3
batch norm	True

• 使用AdamW优化器,参数如下:

Params	Values
learning rate	0.01
weight decay	0.1
amsgrad	True

### 2.4 训练

• 训练4000个epoch, valid set上最好结果为

Epoch: 3460, Loss: 0.0645, Train: 73.125, Valid: 72.012

## 2.5 模型预测

# 测试详情

测试点	状态	时长	结果
测试模型表现	•	13s	测试的AUC为 0.731.

X