Курсовая работа по теме

Классификация фишинговых криптовалютных аккаунтов

Предметная область

• Блокчейн - технология децентрализованного обмена и хранения информации

Ethereum - блокчейн платформа для создания приложений, имеющая собственную криптовалюту и систему аккаунтов.

• Криптовалюты - одна из реализаций блокчейна



Почему важно классифицировать фишинговые аккаунты

Фишинговые адреса

Создание поддельных транзакций и обман пользователей

KNacchdhkallha

Недопущение потери финансовых активов

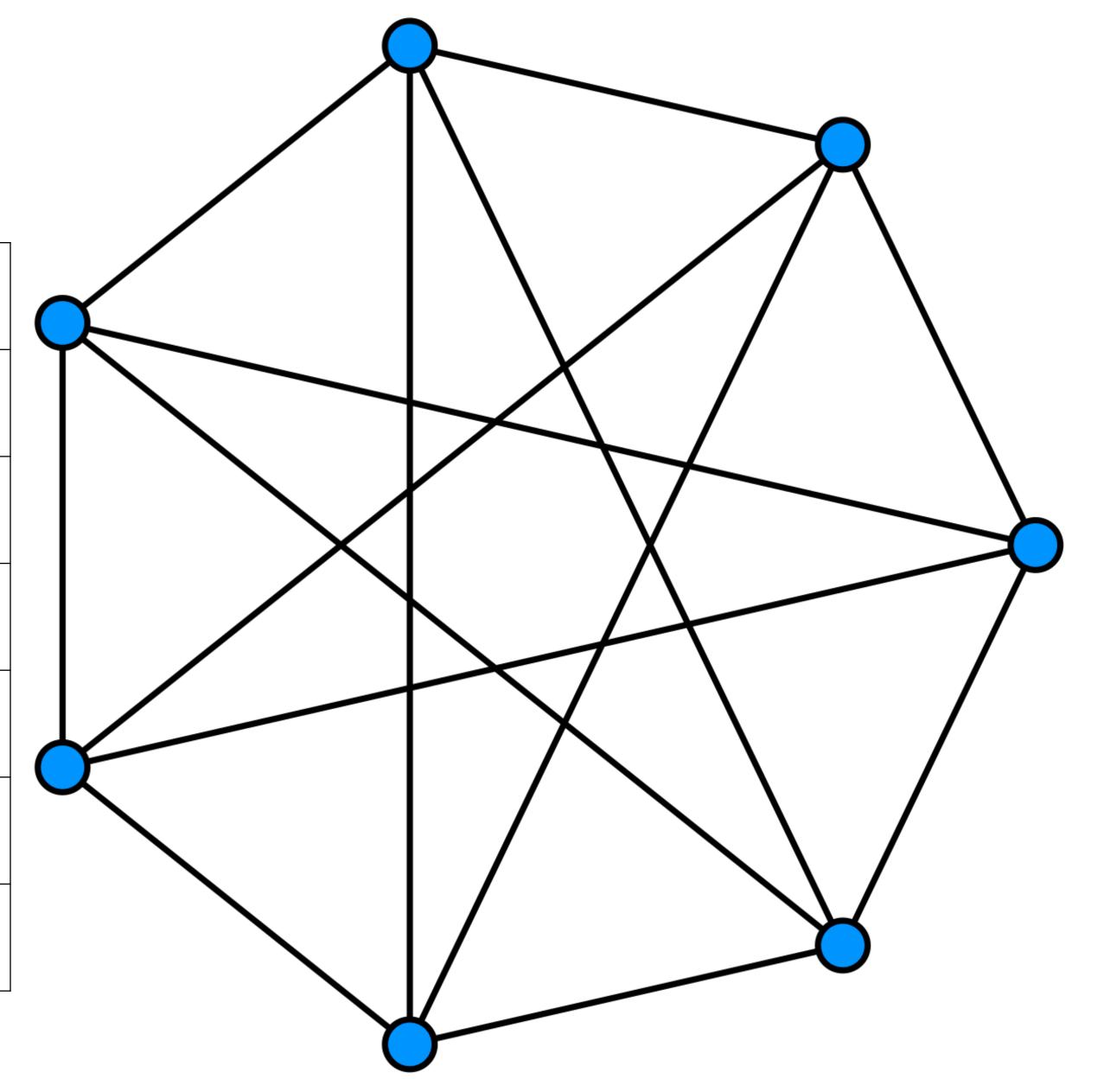
Защита пользователей **пользователе**

Проведение атак на смартконтракты

Создание мошеннических ІСО и обман инвесторов

Набор данных

Представление	Граф, объект NetworkX, формат pickle
Тип графа	Направленный
Количество вершин (аккаунтов)	2973489
Количество рёбер (транзакций)	13551303
Средняя степень вершины (транзакции на аккаунт)	4.56
Атрибуты вершин	Да: фишинговый или нормальный
Атрибуты рёбер	Да: время и сумма транзакции



Инструменты EDA



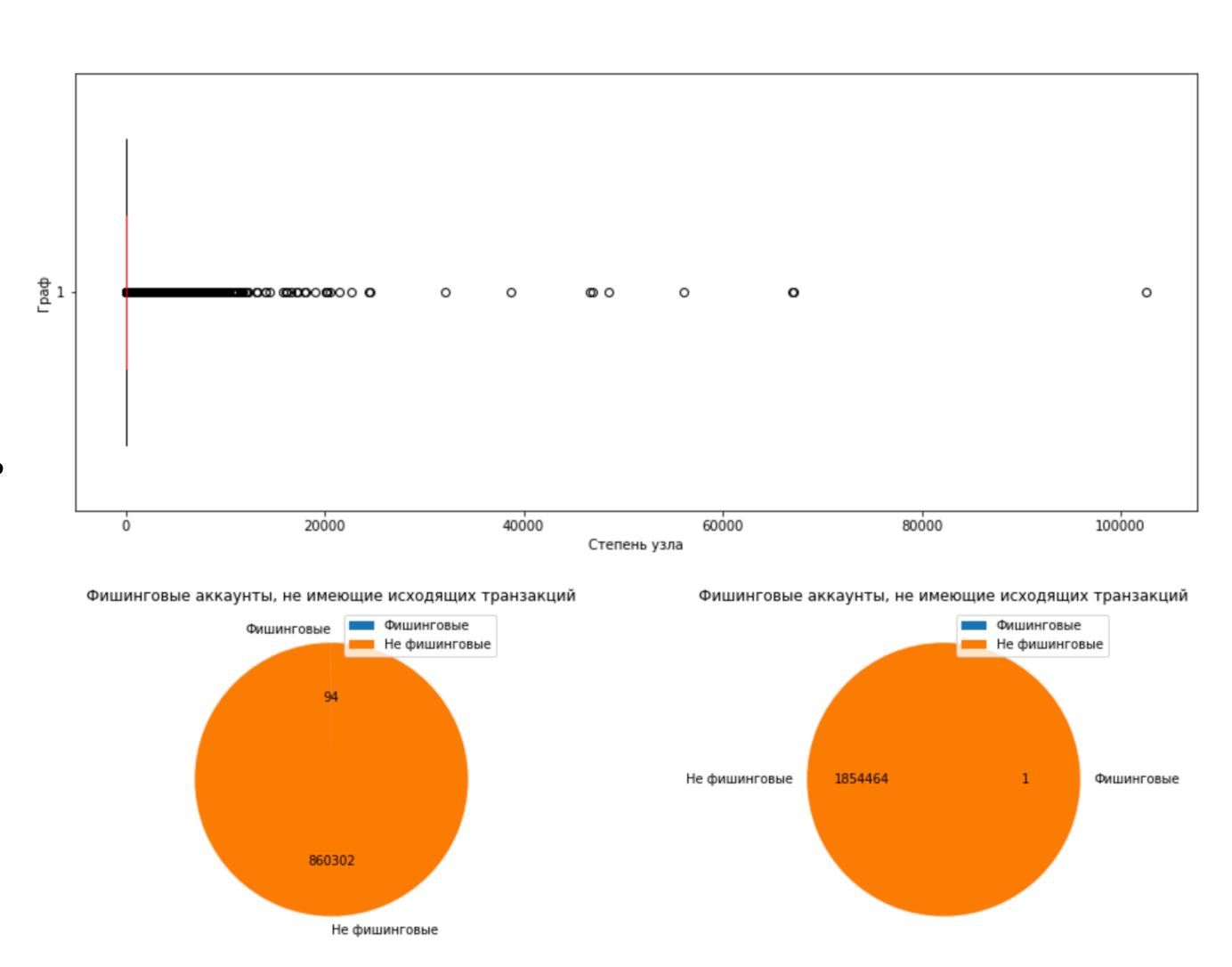




фишинговых аккаунтов в датасете при общей численности 3 млн

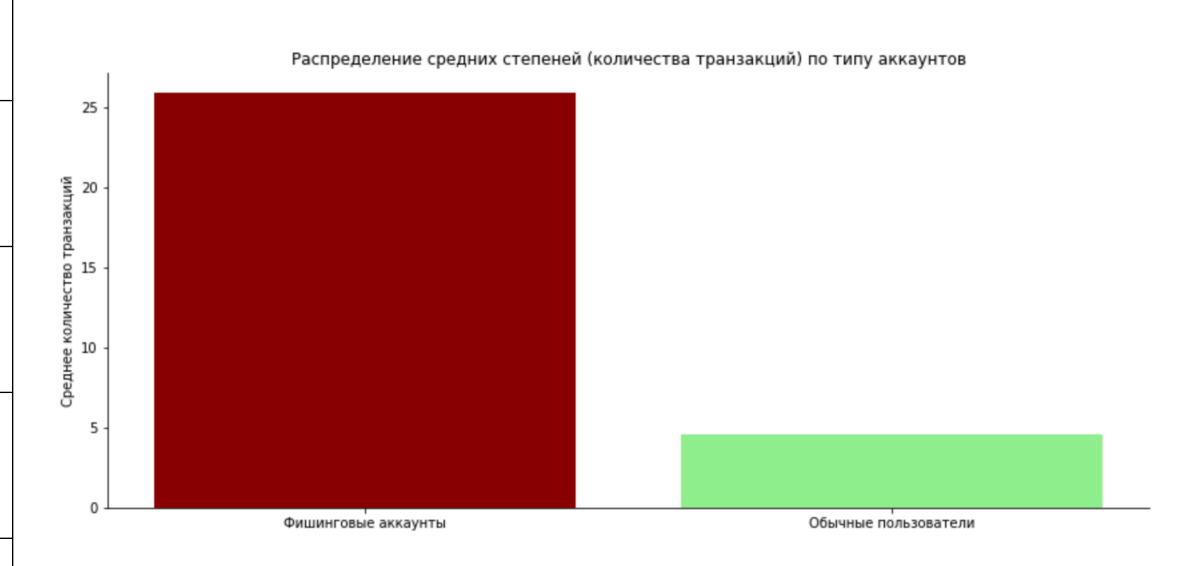
Изучение признаков аккаунтов для уменьшения несбалансированности

- 1. Анализ степеней вершин количества проводимых транзакций
- 2. Поиск изолированных / без входящих / исходящих транзакций аккаунтов
- 3. Определение наличия циклов в графе
- 4. Определение наличия мультирёбер и петель
- 5. Выделение сообществ (подграфов)



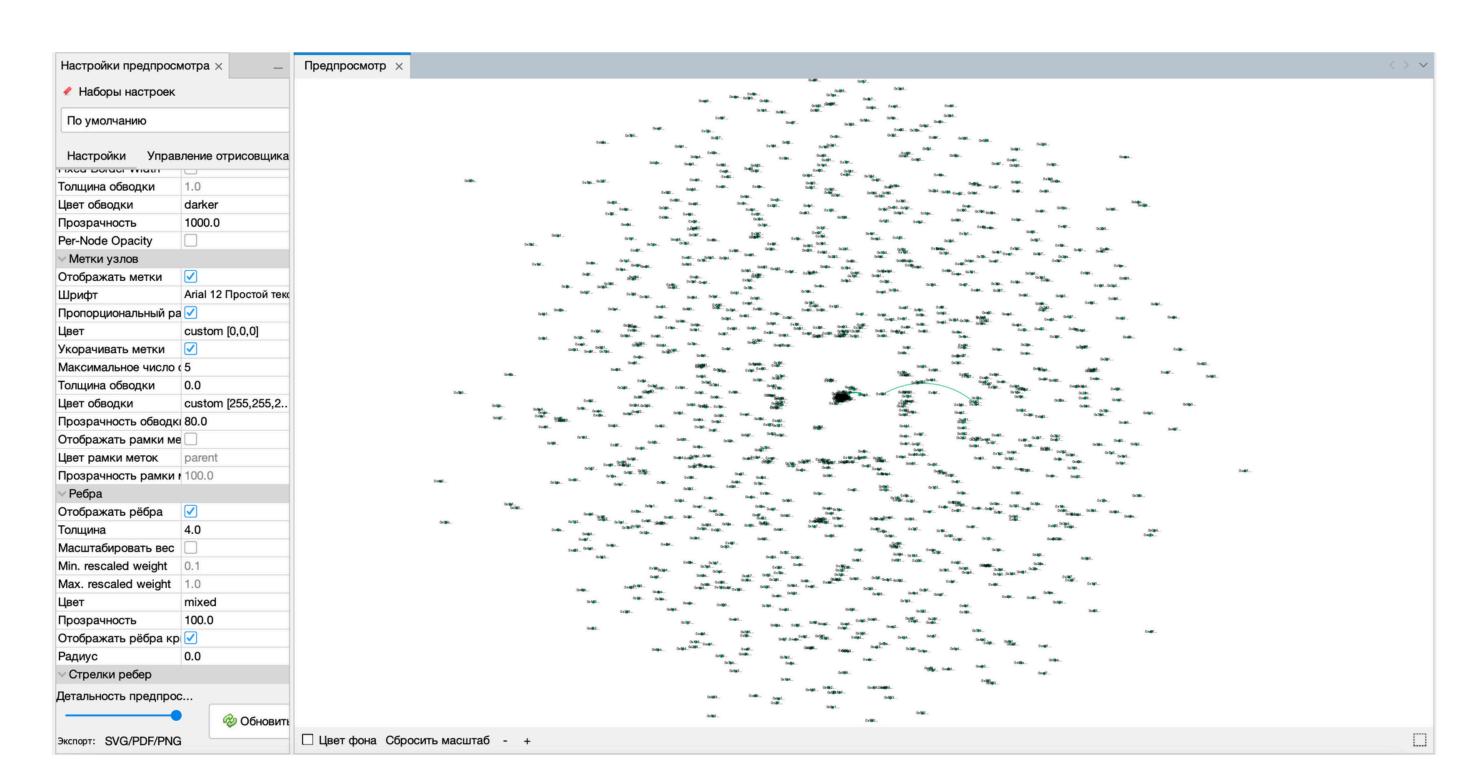
Факторы, выделяющие фишинговые аккаунты

Признак изолированности	
Участие в повторяющихся транзакциях	
Переводы самому себе	
Средняя активность в сети	
Разбиение на подграф	



Выделение сообществ алгоритмом Лувена

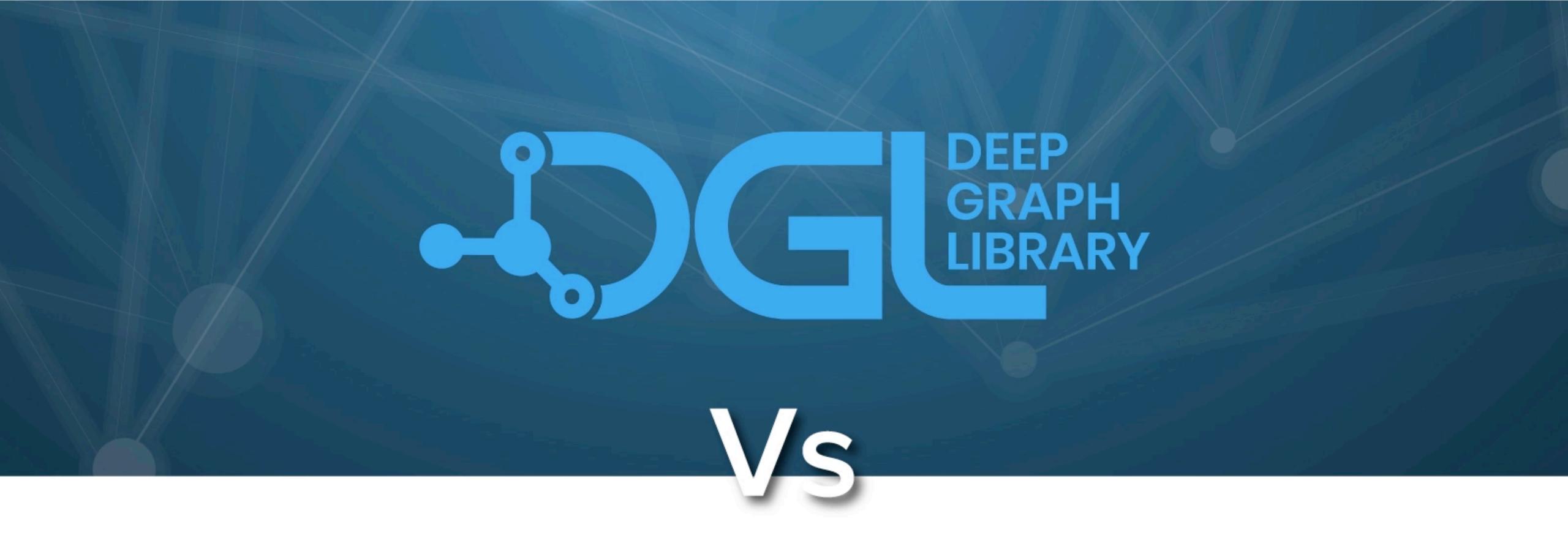
- Найдено 15574 сообщества, из которых 14841 без фишинговых узлов
- После удаления подграфов без фишинговых узлов в графе осталось 553879 узлов и 2142657 рёбер
- Было удалено 81% узлов и 84% рёбер



Архитектуры нейронных сетей для обучения на графах

- 1. Графовые нейронные сети (Graph Neural Networks, GNNs) класс моделей, разработанных специально для работы с графами. Они обрабатывают графы, используя сверточные слои, агрегирующие слои и пространственную инвариантность.
- 2. Модели на основе узловых эмбеддингов модели, которые сначала преобразуют каждый узел в вектор, называемый узловым эмбеддингом, а затем используют эти эмбеддинги для предсказания атрибутов узлов. Примерами: node2vec и DeepWalk.
- 3. Модели на основе метрик модели, которые используют метрики для измерения сходства между узлами в графе. Затем они используют эти метрики для предсказания атрибутов узлов. Примеры: модель на основе косинусного расстояния.

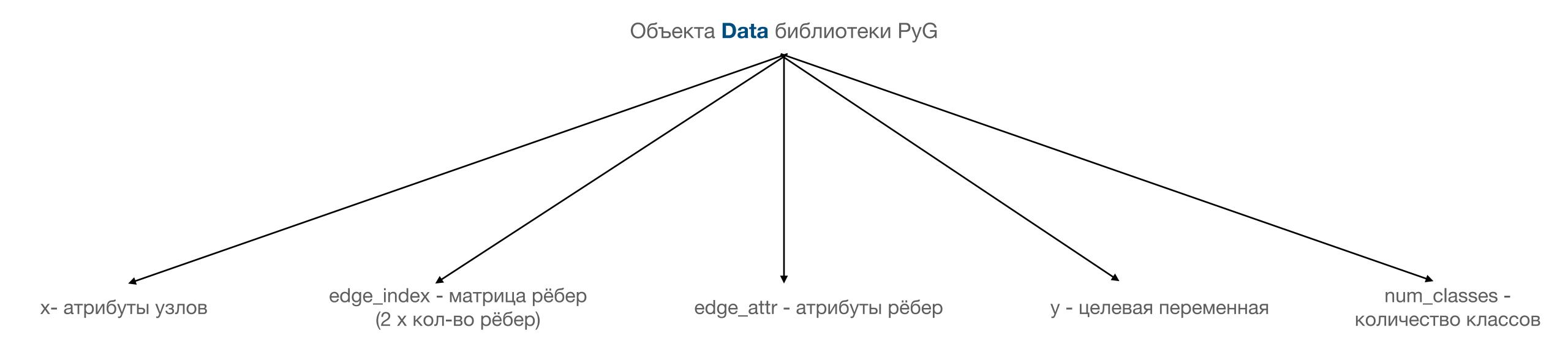




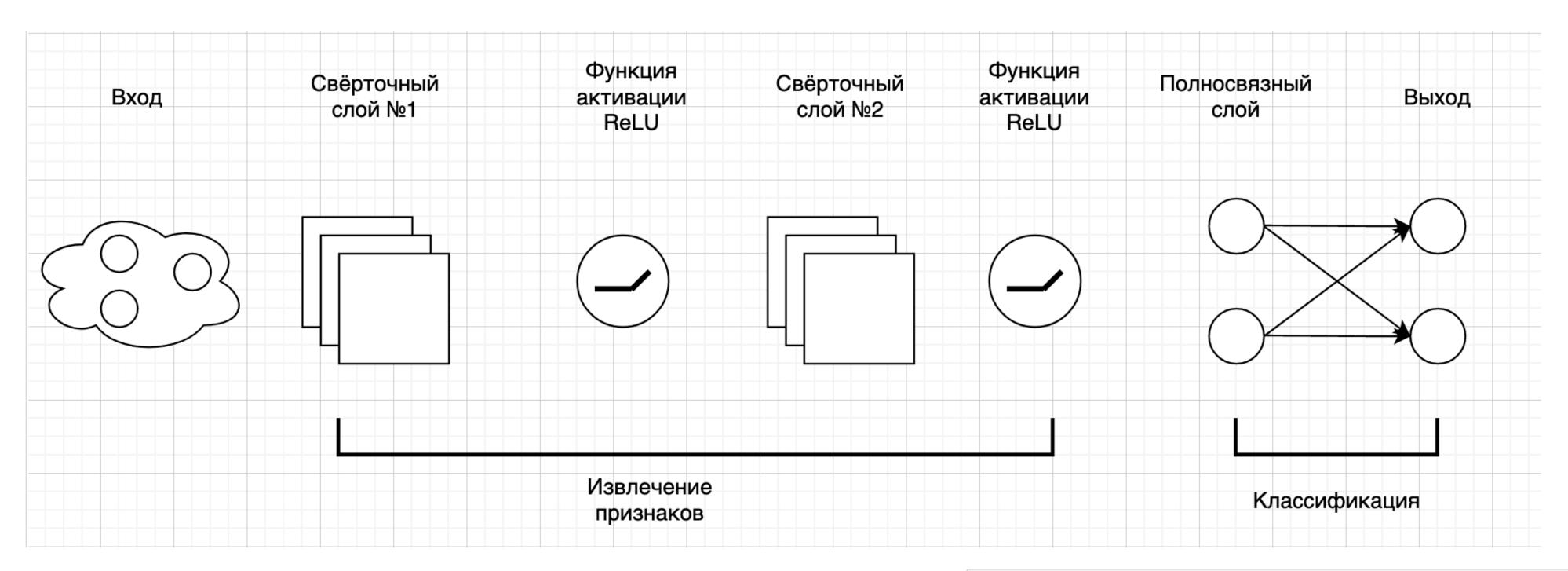


Библиотеки для реализации GNN

Создание датасета PyG из графа NetworkX



Модель №1. Графовая свёрточная нейронная сеть

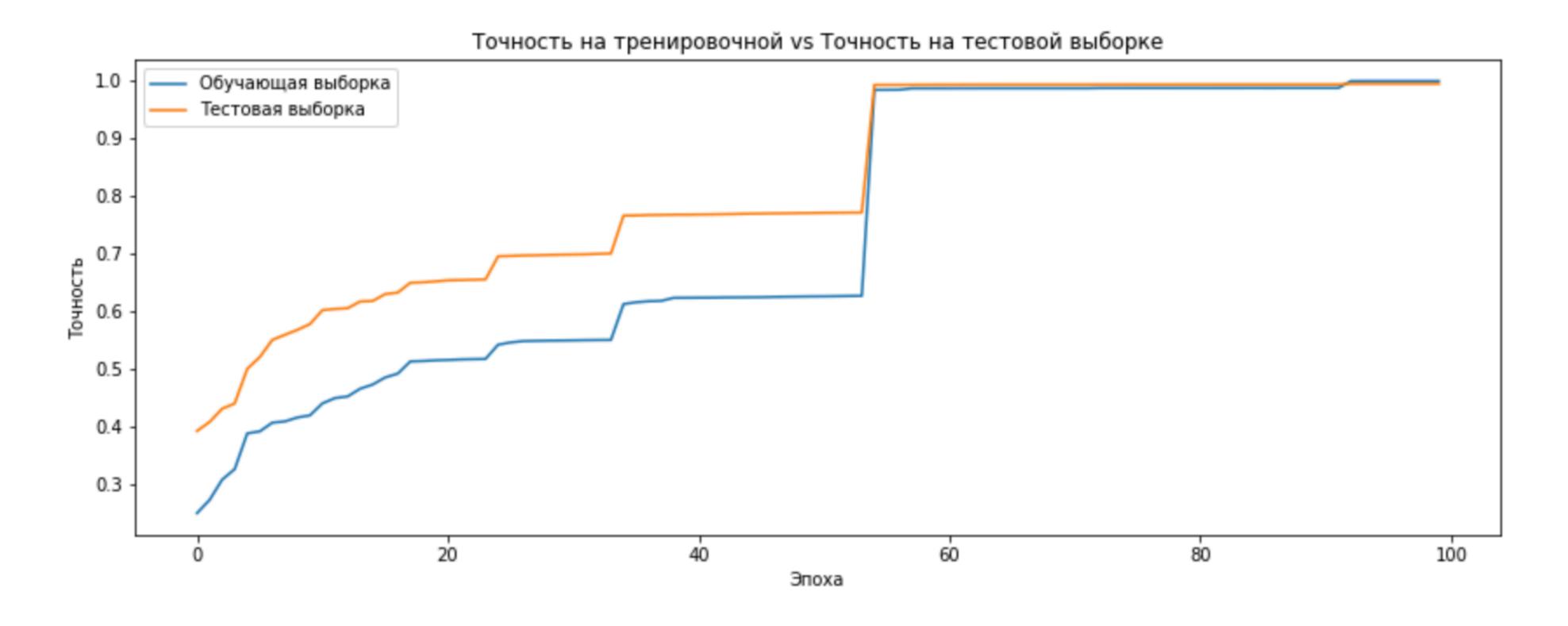


```
class GCN(torch.nn.Module):
    def __init__(self, input_dim, hidden_dim, output_dim):
        super(GCN, self).__init__()
        self.conv1 = GCNConv(input_dim, hidden_dim)
        self.conv2 = GCNConv(hidden_dim, output_dim)
        self.linear = Linear(output_dim, output_dim)

def forward(self, data):
        x, edge_index, edge_weight = data.x.float(), data.edge_index, data.edge_attr[:,0]

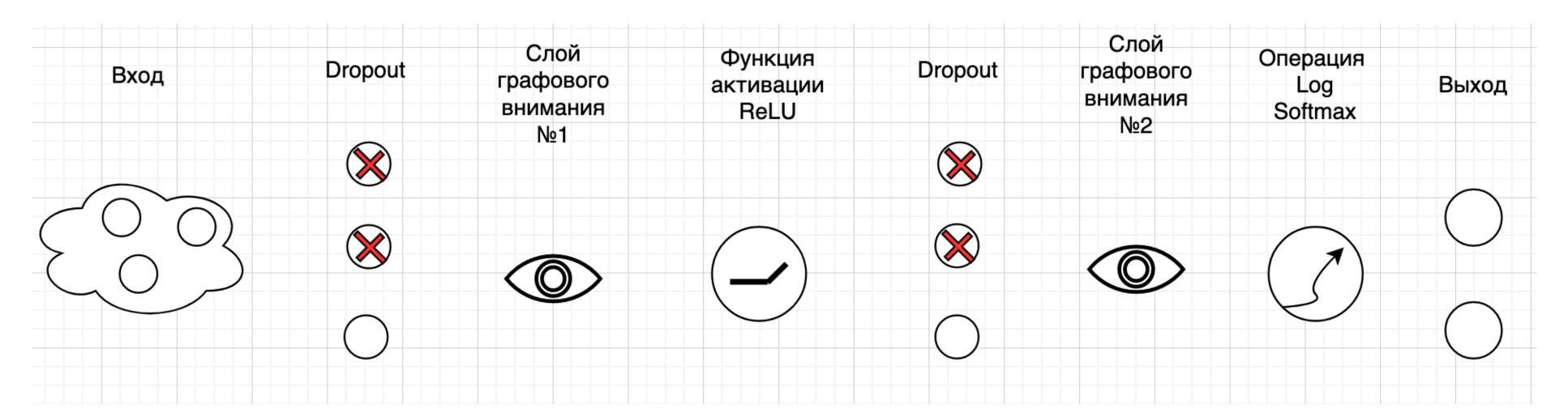
        x = self.conv1(x, edge_index, edge_weight)
        x = torch.relu(x).float()
        edge_weight = data.edge_attr[:,1].float()
        x = self.conv2(x, edge_index, edge_weight)
        x = torch.relu(x)
        x = self.linear(x)
        return x
```

Результаты GCN



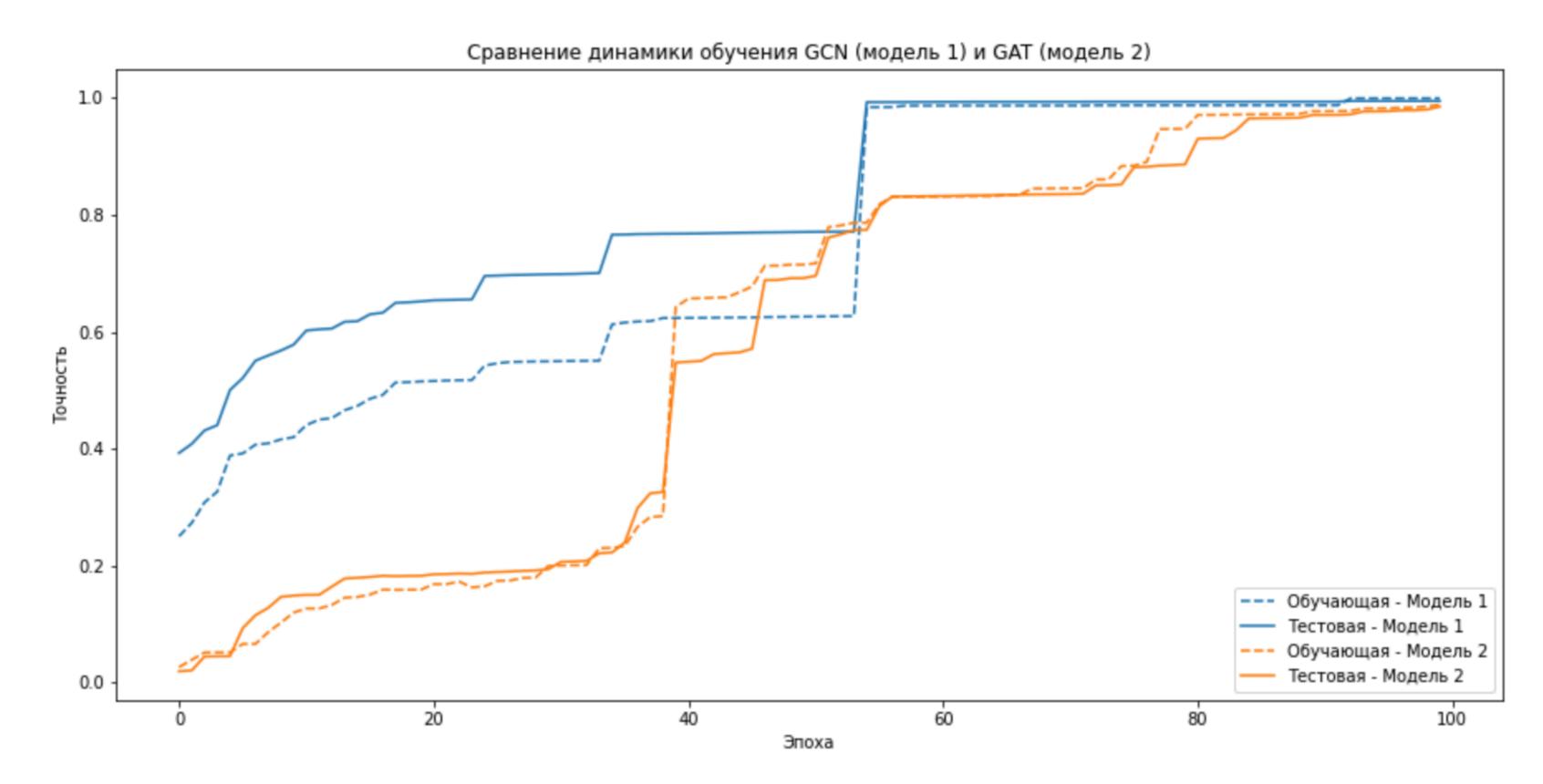
Время обучения: 10 минут, Precision: 100%, Recall: 98%, F1-score: 99%

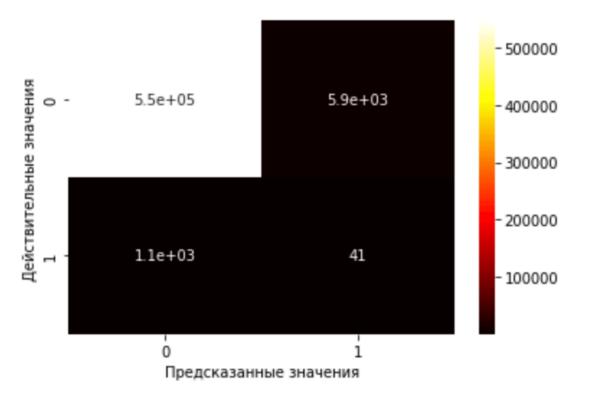
Модель №2. Графовая сеть внимания



```
class GAT(torch.nn.Module):
    def __init__(self, data, heads_layer1, heads_layer2, dropout):
        super().__init__()
        self.dropout = dropout
        num_features = data.num_features
        num_classes = len(data.y.unique())
        self.conv1 = GATConv(in_channels=num_features, out_channels=8,
                             heads=heads_layer1, concat=True, negative_slope=0.2,
                             dropout=dropout)
        self.conv2 = GATConv(in_channels=8*heads_layer1, out_channels=num_classes,
                             heads=heads_layer2, concat=False, negative_slope=0.2,
                             dropout=dropout)
    def forward(self, data):
       x, edge_index, edge_attr = data.x.float(), data.edge_index, data.edge_attr
       x = F.dropout(x, p=self.dropout, training=self.training)
       x = self.conv1(x, edge_index, edge_attr)
        x = F_elu(x)
       x = F.dropout(x, p=self.dropout, training=self.training)
       x = self.conv2(x, edge_index, edge_attr)
        return F.log_softmax(x, dim=1)
```

Результаты GAT





Верно идентифицировано фишинговых аккаунтов: **3.5**%

Время обучения: 10 минут, Precision: 100%, Recall: 96%, F1-score: 98%

Итоги

- 1. Данные, хранимые в виде графа, удобно обрабатывать и исследовать с помощью библиотеки NetworkX
- 2. Транзакционный граф Ethereum, в виду своего масштаба представляет из себя крайне несбалансированный набор данных, соотношение классов в котором должно быть выравнено путём удаления большого числа экземпляров данных (которые выбираются классическими графовыми алгоритмами, например такими как поиск сообществ).
- 3. В качестве класса модели машинного обучения на графах наиболее оптимальном являются графовые нейронные сети.
- 4. Для начала обучения необходимо "перевести" граф в набор тензоров смежности/инцидентности и атрибутов аккаунтов и транзакций.
- 5. Библиотека PyTorch Geometric предоставляет наиболее известные реализации слоёв для графовых нейронных сетей необходимо лишь структурированно (в требуемом формате) передать в них данные о графе.
- 6. Графовая нейронная сеть внимания показывает лучшие результаты по итогам обучения, поскольку она смогла идентифицировать большее число фишинговых аккаунтов.