

# NFT 取引に基づく繋がり の推定

Estimation of connections based on NFT transactions

白石 藍丸  
指導教員 細野 繁

東京工科大学 コンピュータサイエンス学部 コンピュータサイエンス学科  
サービスシステムデザイン研究室

NFT 取引に基づいたユーザー間の新たな繋がり を予測するため、GCN を用いたリンク予測手法を提案した。本提案は従来手法と比較して優れた予測精度を示し、ネットワークの構造を効果的に捉えることができた。本研究の実現により、Web3 サービスにおけるコミュニティの活性化や新たな繋がり の発見が期待できる。

キーワード：Web3 サービス, ネットワーク分析, NFT, GNN

## 1. 序論

近年ネットワーク分析は活発に行われており、現実世界の様々な事柄をネットワークとして表現することができる。代表的な例としてソーシャルネットワークワーキングサービス(SNS)などの人間関係をネットワークに表したソーシャルネットワークがある。またソーシャルネットワークの発展を予測することはリンク予測と呼ばれ、商品の推薦システムなどに応用されている。

本研究では、リンク予測を用いることで Non-Fungible Token(NFT)取引における新たな繋がり を予測することを目的としている。NFT の取引は、NFT を取引するユーザーをノード、取引をエッジとすることでソーシャルネットワークとみなすことができる。NFT 取引から新たな繋がり を予測することにより、Web3 サービスにおけるユーザー間の新たな関係性の発見を促進し、コミュニティの活性化に貢献することが期待される。

## 2. 関連研究

2 つの関連研究について紹介する。1 つ目の D.Liben らは、ネットワークの構造情報を用いてリンク予測をおこなった[1]。D.Liben らの研究では、ネットワークの構造情報がリンク予測において有効であることを示した。2 つ目の Yang は犯罪者ネットワークに対してリンク予測を活用するこ

とで、犯罪者同士の未知の繋がり を予測した[2]。Yang の研究では、リンク予測においてグラフ畳み込みネットワーク(GCN)を活用し、ノードの属性情報やエッジの属性情報を反映させることで高精度の予測を可能にした。

## 3. 研究課題

NFT 取引履歴を用いてリンク予測を行う場合、取引履歴が書き込まれるオンチェーン上にはユーザーの情報は書かれない。そのため、Yang の研究のようにノードの属性情報としてユーザーの情報を反映させることができない。そこで、NFT 取引に基づくソーシャルネットワークのリンク予測には属性情報を用いずにネットワークの構造情報のみでリンク予測を行う必要がある。

## 4. 提案手法

本提案ではリンク予測を活用し、ソーシャルネットワークからユーザー同士の未知の繋がり を予測する。具体的には、GCN を活用して NFT 取引のソーシャルネットワークに内在する構造を学習し、未知のリンクを予測する。

### 4.1 NFT に基づくソーシャルネットワーク作成

NFT の取引履歴からソーシャルネットワークを作成する。具体的には、NFT を取引するユーザー

をノード，取引をエッジとする．作成するソーシャルネットワークの関係図を図1に示す．

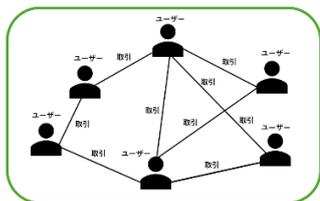


図1 NFT取引履歴に基づくネットワーク

#### 4.2 GCNを用いた学習

GCNを用いてネットワークの学習を行う．まず，ノードの初期特徴量をランダムに設定する．これは，オンチェーン上に記録されるNFT取引履歴には，ユーザーの情報が書き込まれないためユーザーの属性情報を初期特徴量として用いることができないためである．次に，GCNを用いて各ノードの埋め込み表現を自身の特徴と隣接するノードの特徴に基づいて更新する．さらに，更新したノードの埋め込み表現を用いてノード間のエッジに存在確率を予測する．具体的には，2つのノードの埋め込みベクトルの内積を計算し，シグモイド関数を用いて予測確率を算出する．予測した確率に対して損失関数を用いて損失の計算を行う．損失関数には2値分類のためバイナリクロスエントロピーを用いる．最後に損失関数を最小化するためにモデルの学習を行う．パラメータの更新には，Adam optimizerを利用する．

### 5. 実験・評価

#### 5.1 実験

本研究では，実際のNFT取引履歴を元にネットワークの作成を行った．具体的には，イーサリアムブロックチェーン上で行われた5月1日から5月5日までのNFT取引を取得し，ソーシャルネットワークとした．図2はネットワークの次数分布を対数スケールしたものである．作成したソーシャルネットワークを訓練データとテストデータに分割する．作成した訓練データを用いて学習し，テストデータを用いてリンク予測を行う．

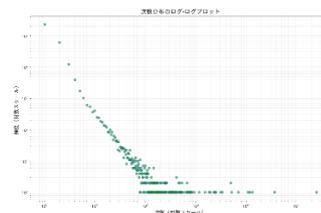


図2 作成したネットワークの次数分布

#### 5.2 評価

本提案を，ベースライン手法と比較をする．ベースライン手法には，Common Neighbors, Jaccard係数, Adamic/Adar指数, preferential attachment, node2vecを用いた．リンク予測の精度は，F値, Area Under the ROC Curve(AUC)を用いて評価を行った．結果を表1に示す．表1の結果から本提案がベースライン手法と比較して高い精度を示していることがわかる．

表1 リンク予測の評価

	F値	ROC-AUC
Common Neighbors	0.1182	0.4105
Jaccard	0.0969	0.3649
Adamic/adar	0.0969	0.4105
Preferential Attachment	0.0789	0.3635
Node2vec	0.6519	0.6033
GCN(本提案)	0.7285	0.9063

### 6. 結論

本研究では，NFT取引履歴からユーザー間の繋がりを予測するための手法を提案した．従来の手法との比較により，本提案がネットワークの構造を捉え，ユーザー間の繋がり度合いを高い精度で定量化できることが示された．本研究の成果から，Web3サービスにおけるユーザー間の新たな関係性の発見を促進し，コミュニティの活性化に貢献することが期待される．

#### 参考文献

- [1] David Liben-Nowell, & Jon Kleinberg, "The link prediction problem for social networks", Association for Computing Machinery, 2003.
- [2] Chen Yang, "CrimeGraphNet: Link Prediction in Criminal Networks with Graph Convolutional Networks", arXiv, 2023.