# GNN によるサプライチェーンにおける中核企業の識別 - 日本全国の企業間取引データへの適用 -

鹿野 英明\*1・小川 芳樹\*2・ジュ スヒョン\*3・関本 義秀\*4

Core Company Identification in the Supply Chains Using GNN
- Application to Nationwide Inter-company Transaction Data in Japan -

Hideaki KANO, Yoshiki OGAWA, Soohyun JOO, Yoshihide SEKIMOTO

Abstract This study introduces a new approach to identifying core companies crucial for supply chain stability and efficiency. While previous research primarily relied on statistical methods and economic models, these approaches were limited in their ability to directly handle graph structures. To address this limitation, we developed a method utilizing Graph Neural Networks (GNN). Using nationwide intercompany transaction data from Japan, we employed GNN to learn the graph structure of commercial flows. Our approach evaluates the importance of each company by uniformly considering bottleneck and connector hub companies, which were previously treated separately. Through this method, we identified core companies within supply chains. Analysis of real-world data demonstrated that our approach effectively identifies core companies in supply chains. These findings contribute to the advancement of supply chain management and offer new insights into inter-company network structures.

**Keywords**: グラフニューラルネットワーク (graph neural network), サプライチェーン (supply chain), 企業間取引 (inter-company transaction), 中核企業 (core company)

#### 1. はじめに

サプライチェーンにおける中核企業の役割と重要性は、多面的な研究課題として注目されている.これらの企業は、サプライチェーンの安定性と効率性に決定的影響を与え、情報・資源フローの要として、イノベーション普及と効率性向上に寄与する.グローバル化と技術革新による急速な変化で中核企業の役割は流動的となり、その継続的特定と変遷追跡が、サプライチェーンの進化と適応メカニズム解明の重要課題となっている.しかしながら、従来の分析手法では、サプライチェーンのネットワーク構造に内在する位相的特性や不規則な接続関係を直接モデル化することは困難であった.

このような背景から、我々はグラフニューラルネットワーク (GNN) に基づくサプライチェーンに関する新たな分析の枠組みを提案する. GNN は、非ユークリッド空間に存在する複雑なグラフ構造データを直接的かつ効率的に処理する能力を有するアーキテクチャであり、ノード間の関係性や局所的な構造を明示的にモデル化することで、グラフの位相的特性を保持しつつ、情報の伝播と集約を行う. この特性により、GNN は社会ネットワーク分析、生体分子構造予測、推薦システムなどの多岐にわたる応用領

域にて、ノード分類、リンク予測、グラフ分類などの タスクで高い性能を示している.

本研究は、サプライチェーンネットワークにおける中核企業の特定問題に対し、グラフニューラルネットワーク (GNN) を応用した新たなアプローチを提案するものである.

#### 2. 手法

#### 2.1. 概要

まず、サプライチェーンネットワークの構造を企業間取引が多いボトルネック(小川 et.al., 2022)と取引コミュニティが多いコネクターハブ(秋山・柴崎, 2016)の二つに着目して分析し、中核企業の多面的定義を確立した。この定義には、1. 取引量による企業の経済的影響力、2. 取引頻度によるネットワーク内での活動性、3. 中心性や媒介性などのトポロジカルな特性に基づくネットワーク内の位置づけ、そして4. 異なるコミュニティとの連携の広さを表す取引の多様性が包含される.

これらの要素を統合し、GNN アーキテクチャを設計した(図1).本アーキテクチャは、各企業の属性を高次元ベクトルとして表現するノード特徴量抽出、取引関係の強度や重要性を数値化するエッジの重み

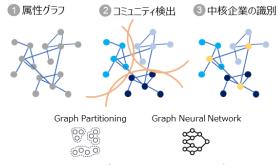


図1: 提案アーキテクチャの概要

付け、ネットワーク全体のトポロジーを考慮した特 徴抽出によるグラフ構造情報の統合、重要な接続や 特徴に焦点を当てる注意機構の導入、そして階層的 な特徴抽出による深い表現学習を可能にする多層的 処理という特徴を有する.

本アルゴリズムは、ボトルネック企業とコネクターハブ企業の双方を考慮し、異なるクラスター間の接続性評価、取引の頻度と多様性の指標となる受発注の取引数の定量化、経済的影響力を評価する受発注の取引額の算出という要素を組み込んでいる.

#### 2.2. 中核企業の抽出

サプライチェーンにおける企業間取引は、ノードを企業、ノードの属性を企業情報、エッジを企業間取引の有無、エッジの属性を企業間取引高とみなすことで属性グラフの問題として表現することができる。このような属性グラフを用いて表現された企業間取引において、中核企業を抽出することを考える。本研究では、中核企業を,サプライチェーン上のボトルネック機能とコネクターハブ機能の両方を合わせ持ちネットワーク全体に影響力を持つ企業を中核企業と考え、取引コミュニティを考慮した総合的な中核指標  $\mu_{i_{volume}}$  取引社数を重視する指標  $\mu_{i_{count}}$ , 取引高を重視する指標  $\mu_{i_{volume}}$  を以下のように定義する。

 $\mu_{l\text{unified}} := \{\Sigma_{j\neq i} (1[受注取引_{i,j}]) + \Sigma_{j\neq i} (1[発注取引_{i,j}]) \}$   $\times \{\log(\Sigma_{j\neq i} (受注取引額_{i,j})) + \log(\Sigma_{j\neq i} (発注取引額_{i,j}))$   $\times \{\Sigma_{j\neq i} (1[異なるコミュニティ_{i,j}]) \}$ 

 $\mu_{i_{\text{count}}} := \Sigma_{j \neq i} (1[受注取引_{i,j}]) + \Sigma_{j \neq i} (1[発注取引_{i,j}])$ 

 $\mu_{i_{volume}}$ : =  $\Sigma_{j\neq i}$ (受注取引額 $_{i,j}$ ) +  $\Sigma_{j\neq i}$ (発注取引額 $_{i,j}$ )

これらの指標は企業のネットワーク上の位置付けと その構造的重要性を定量的に評価することを目的と して設計されている。企業間取引数と企業間取引高 は、企業の取引規模を捉える指標であり、ネットワ ーク内における当該企業の影響力の大きさを反映す る。一方、企業間取引コミュニティ数は、企業が関 与するサプライチェーンネットワーク内のコミュニ ティの数を示す。これらを目的変数として採用し、 中核企業の同定を行なっていく。

#### 2.3. アルゴリズム

提案するアルゴリズムは、ネットワーク構造の分析と機械学習技術を融合させたアプローチを採用しており、以下に示す 2 つの主要モジュールから構成される.

コミュニティ検出モジュール:本モジュールでは、 企業間取引ネットワークを属性付きグラフとして形式化し、高度なグラフクラスタリング技術を適用してコミュニティ構造を抽出する.具体的には、 METIS アルゴリズムを用いたグラフ分割を実施し、コミュニティ内部の取引密度を最大化しつつ、コミュニティ間の取引を最小化する最適なクラスタリングを達成する.

中核企業学習モジュール:本モジュールでは,前述のコミュニティ検出結果に基づいて導出された目的変数を活用し, GNN アーキテクチャを用いた教師あり学習を実施することで,中核企業の識別を行う. 具体的には,線形層,2 層のグラフアテンションネットワーク,および出力層から構成される階層的な GNN モデルを採用している

これらのモジュールを統合することで,企業間取引ネットワークの構造的特徴と個別企業の属性情報を効果的に捕捉し,高精度な中核企業の識別を実現する.

#### 3. 実験 / 実証分析

本節では、日本全国の企業間取引ネットワークを 対象とした大規模データセットに対し、提案アルゴ

<sup>\*1</sup> Non-member University of Tokyo, kanohideaki@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

<sup>\*2</sup> GISA member Center for Spatial Information Science, University of Tokyo, ogawa@csis.u-tokyo.ac.jp

<sup>\*3</sup> Non-member Hongik University, soohyunj92@gmail.com

<sup>\*4</sup> GISA member Center for Spatial Information Science, University of Tokyo, sekimoto@csis.u-tokyo.ac.jp

表1:上位スコア企業とボトルネック企業の次数中心性 (in/out) と近接中心性の平均値の比較

	次数中心性 (in)	次数中心性 (out)	近接中心性 (node-wise)
Core_unified	119.9 (119.94)	62.6 (62.57)	0.11 (0.109)
Core_count	227.4 (227.35)	111.1 (111.14)	0.10 (0.103)
Core_volume	249.9 (249.91)	122.8 (122.79)	0.11 (0.106)
Bottleneck	42.3 (42.34)	40.9 (40.90)	0.10 (0.099)

表 2: 上位スコア企業とボトルネック企業の取引社数と取引額の中央値の比較

	取引社数	取引高	取引コミュニティ数
Core_unified	28	1460.5 (1460.54)	11
Core_count	24	1481.7 (1478.74)	10
Core_volume	24	1544.8 (1544.82)	10
Bottleneck	22	1584.2 (1584.21)	9

リズムを適用してサプライチェーン上の中核企業を 同定した実験結果について詳述する.本研究で採用 した手法の有効性を検証するため,得られた結果を 多角的に分析し,その含意について考察を加える. 3.1. データセット

本実験では、帝国データバンクが収集・保有する 企業概要データベースと取引シェア推計モデ ル NIHACHI (特許番号 第6860731号) によって推計 された取引高シェアデータを活用している.

企業概要情報データは、2021年時点の約145万件の企業本社情報を含み、日本の法人企業全体の75%以上をカバーしている。特筆すべき点として、通常情報取得が困難な中小企業についても高い網羅性を有している。ただし、主に企業間取引(B2B)を行う企業が中心となっている。各企業データには、ユニークな企業コード、本社所在地、業種情報、売上高などの基本情報が含まれている。

取引シェア推計データは、企業へ直接訪問して作成する信用調査報告書のデータに加えて、パレートの法則を応用した取引高を推計する機械学習モデルによって高精度で推計されたデータであり、75万社1,500万取引のシェアデータを収録している。これらを突合し前処理を行うことによって、本実験に必要な企業間取引を表す属性グラフを作成している。

3.2. コミュニティ検出モジュールにおける実験結果本節では、コミュニティ検出モジュールによって適切にコミュニティが識別されていることを実証的

に示し、 検出されたコミュニティが地理的特性を 内包していることについて記す.

コミュニティ検出: 対象企業群を 25 個の異なる コミュニティに分類し、コミュニティ間およびコミュニティ内で行われている取引の頻度を定量化し、 その結果を可視化した. 分析の結果、コミュニティ内に取引の顕著な集中が観測された(図 2).

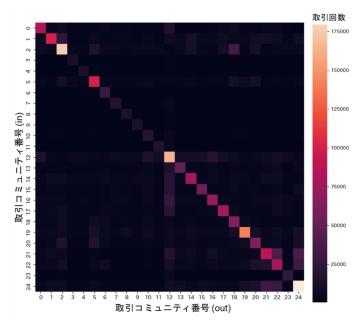


図2:コミュニティ同士の取引回数

検出されたコミュニティの地理的特性: 各コミュニティに属する企業の取引相手の地理的分布を都道府県レベルで定量化し、その結果を可視化した. 分析結果、各コミュニティにおける取引パターンに顕

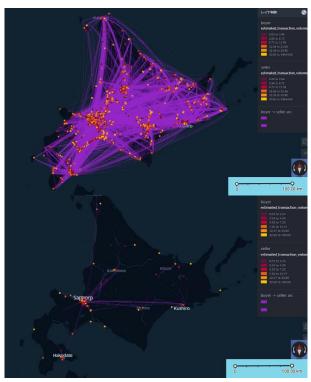


図3: 北海道/東京コミュニティにおける道内取引著な地域的集中性が存在することを示した. この結果は,企業間取引ネットワークに内在する地理的特性の存在を実証的に示している(図3).

### 3.3. 中核企業学習モジュールにおける実験結果

本節では、中核企業学習モジュールの有効性を検証するため、中心性指標および企業間取引指標の二つの観点から、ボトルネック企業と中核企業の比較分析を行う。この分析で当該モジュールが中核企業を適切に識別する能力を有しているかを評価する.

表 1 に示す中心性指標の比較結果から、本研究で 提案する手法によって抽出された企業群は、ボトルネック企業群と比較して、より高い次数中心性を示 すことが明らかとなった。本研究の提案手法により 抽出された企業群は、ボトルネック企業群を上回る 企業間連携の広範性を示しており、このことは提案 手法の有効性を示している.

表 2 に示す企業間取引に関する比較分析の結果から、本研究で提案する手法によって抽出された企業群は、取引社数および取引コミュニティ数の両指標において、ボトルネック企業群を上回ることが明らかとなった。この結果は、提案手法によって抽出された企業群が、コネクターハブとしての機能においてより優位性を有することを示唆している.

## 4. まとめ

本研究では、サプライチェーンにおける中核企業を識別するための新たな手法として、GNNを用いたアプローチを提案した。従来の統計的手法や経済モデルでは困難であった、グラフ構造を直接的に扱う分析を可能にすることで、ボトルネック企業とコネクターハブ企業の両方の特性を統合的に考慮した中核企業の特定を実現した。

実証分析として、日本全国の企業間取引データを 用いた大規模な実験を行い、提案手法の有効性を検 証した. その結果、提案手法によって抽出された企 業群は、従来のボトルネック企業と比較して、より 広範な企業間連携と多様なコミュニティへの接続を 有することが明らかになった. これは、提案手法が サプライチェーンにおける重要なハブの役割を担う 企業を効果的に識別できることを示唆している.

本研究の成果は、サプライチェーンの構造理解、リスク管理に貢献するものである。中核企業の的確な把握は、安定的な供給体制の構築や効率的な資源配分を実現する上で不可欠であり、本研究で提案した GNN を用いたアプローチは、そのための強力なツールとなることが期待される。今後の研究課題としては、企業属性情報の更なる活用や、動的なサプライチェーン構造への対応などが挙げられる。これらの課題に取り組むことで、実用的な中核企業の識別手法の確立を目指していきたい。

#### 謝辞 Acknowledgement

本研究は株式会社帝国データバンクとの共同研究 の成果であり、同社からの多大なる協力を得て遂行 されました. 貴重な助言と示唆に富むご指導を賜り ました. ここに深甚なる謝意を表します.

#### 参考文献

小川芳樹・楊少鋒・池内幸司・柴崎亮介・大熊裕輝 (2022), サプライチェーンにおけるボトルネック企業の抽出モ デル.「GIS-理論と応用」, **30** (1), 27-37.

秋山祐樹・柴崎亮介(2016),企業間取引ビッグデータを活用した企業の「コネクターハブ性」推定の試み」,『地理情報システム学会講演論文集』ROMBUNNO. E-4-3

「取引構成比出力プログラム、取引構成比出力装置、取引構成比出力方法及びフィッティングプログラム」(特許番号 第6860731号 2021年3月特許取得)