

# 資金取引ネットワークモデルに基づく連鎖破綻リスク分析

## The Analysis of Bankruptcies' Succession using Inter-bank Transactional Network Model

橋本 守人  
Morito Hashimoto

筑波大学  
Business science, Tsukuba University  
hasimoto@gssm.otsuka.tsukuba.ac.jp

倉橋 節也  
Setsuya Kurahashi

(同上)  
kurahashi.setsuya.gf@u.tsukuba.ac.jp, <http://www2.gssm.otsuka.tsukuba.ac.jp/staff/kurahashi/>

**keywords:** agent based modeling, systemic risk, network theory, extreme gradient boosting, inter-bank transactional network

### Summary

In order to avoid the risk of bankruptcies' succession in financial institutions, research on financial transaction networks on systemic risks has been active globally, mainly in Europe. In this research, we propose a new strategy to reduce the bankruptcies' succession at minimum cost by constructing an inter-bank transactional network model composed of Erdos-Renyi network and Barabasi-Albert Model considering network property. As a result of the verification using agent-based modeling, it is verified that financial assistance implemented to stop the bankruptcies' succession will eventually increase the succession, and We clarified the importance of selection of financial institution implementing financial injection. We also show that eXtreme Gradient Boosting is effective as a method of selecting financial institutions and propose new strategies to improve accuracy. This is a major economic effect in the sense that it proposes the risk indicator that aims to improve the certainty of the investment of public money by analyzing the properties of the transaction network analysis of financial institutions.

### 1. はじめに

金融機関の間で行われる各種証券を媒体とした資金取引が、金融機関の破綻の連鎖のリスク（システムリスク）を引き起こし、金融市場の安定化を損なう可能性がある。金融機関は、パーゼル3（パーゼル銀行監督委員会が公表している国際的に活動する銀行の国際統一基準）による自己資本比率に対する規制等を受けており、金融市場安定化の対策が行われている。しかし、各金融機関は金融自由化による金利や各種手数料等の激しい競争を行っており、経営基盤が全く問題ない状況とは言い難い。このような中、金融機関の破綻は突発的に起こりうるものとして、対策を行う必要がある。なお、本研究での金融機関は、預金取扱金融機関、いわゆる銀行等を指す。

金融機関における資金取引の仕組みは複数の金融機関の間のネットワークで実現されている。資金取引ネットワークは、個々の銀行間取引から成り立っているが、銀行間取引は、参加者が銀行を中心とした金融機関に限定された市場である。その市場の一つには、短期資金の貸借を行う金融市場として、日本にはコール市場があり、日々の資金過不足の調整の場となっている。もう一つの市場は、直物為替や先物為替などの取引を行う外国為替市場である

が、こちらは世界各地に存在する。銀行間取引市場は、金融機関、短資会社、金融当局などから構成されており、主に直接取引や短資会社を通じて取引が行われている。

システムリスク全体を俯瞰すると、S&L危機、リーマンショック等の発生に対して、資金取引ネットワークにおける破綻連鎖のリスクは未解明の点がある。図1は縦軸に金融機関の破綻数、横軸に年を表すが、日本と米国を比較すると、金融機関の破綻の増減のピークに関連がない。これは、経済や金融システムに対して重大な悪影響を及ぼすとみなされる金融機関の場合には、日本と米国どちらも救済されることが多いが、それ以外の金融機関においては日本と米国で破綻処理のポリシーの違いが表れていると考えられる。米国では金融機関の経営状況悪化に対してコスト最小化の原則のもと破綻処理を行っているため、事前に資本増強等を行う場合が少なく、破綻後に預金者を救済することを主な方策としているが、日本では同様の状況になった場合、資本増強や合併による救済が行われることが多い[原 09, 高橋 12]。実際の破綻処理の傾向を確認するため、連邦預金保険公社 (FDIC) および預金保険機構の破綻処理データ [DICJ 17, FDIC 17] を分析した。日本のデータが存在する 1998 年以降現在までを調

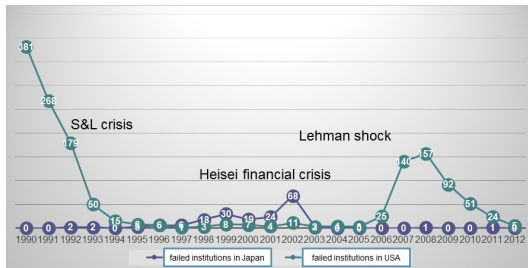


図1 日本と米国の破綻金融機関数の比較。縦軸は破綻金融機関数、横軸は年。日本と米国で破綻金融機関数のピークに差異が見受けられる。

査したところ、米国の救済が行われた件数は、2008年11月23日のCITIBANK関連等の5先、2009年1月16日のBank of America傘下の8先がこれに該当し、計13先が資本増強を受けて救済されていた。これは同時期の破綻処理および救済件数全体の2.19%に相当する。一方日本では、金融機能強化法、組織再編法、預金保険法（危機対応）、早期健全化法等によって預金保険機構が救済を行うことになっており、1998年以降117先の資本増強・救済事例があった。これは同時期の破綻処理および救済件数全体の41.78%に相当する。

1つの金融機関の業務停止は連鎖的に資金取引が停止するリスクがあり、預金者にとって銀行の資金取引停止は生活基盤の崩壊に直結する。政府は公的資金の注入、預金保険制度の策定や中央銀行貸出等のセーフティネットを設定しているが、金融危機が発生し、金融機関に対して公的資金を注入した場合、国民負担が発生する可能性があるため、国民の関心が高い。金融機関の救済は、金融危機対応会議の議を経て内閣総理大臣が、必要性を認定することにより実施するが、救済する金融機関、注入する資金額には慎重な審議が必要になる。そのためには、銀行間ネットワークの連鎖の仕組みを解明し、どの金融機関に資金を注入するか、どうすれば最小のコストで破綻の伝播を食い止められるのか等を検証する必要がある。

最近では、2016年12月のFSBのレポート[FSB 16]においても、日本における破綻処理の透明性とガイダンスの必要性が指摘されており、引き続き課題になっている。本研究では、資金取引ネットワークの構造から、エージェントベースモデルを用いて最もシステムリスクを低減させる金融機関の救済施策を考察する。また、ネットワーク理論における媒介中心性を考慮することで、資金取引ネットワークの破綻の連鎖を予測することを検討したが、媒介中心性だけでは予測精度が低いことがわかった。そこで、予測精度を向上させる手法として、機械学習によるXgboost (eXtreme Gradient Boosting) 法を採用し、精度を向上させた。

以下、2章において関連するシステムリスクモデル研究を概観した後、3章でエージェントベースモデルへの展開について、4章で破綻の連鎖リスクの評価、5章で機

械学習による破綻の連鎖の予測、6章で考察、7章で結論と今後の展開を述べる。

## 2. ネットワーク理論によるシステムリスクの研究

ここでは、ネットワーク理論を用いたシステムリスク研究の概観と、本研究に関連する研究について述べる。

### 2.1 関連研究

システムリスクに関する資金取引ネットワークの研究が、欧州を中心に、グローバルで盛んに行われている[Acharya 12, Benoit 15, Chen 16, Cifuentes 05, Dias 15, Diebold 14, Eisenberg 01, Espinosa 10, Gai 10, May 10, Montagna 13, Nier 07, Temizsoy 16]が、国内では資金取引ネットワークのモデリングに関する先行研究として、[今久保 08, Kikuchi 15, 前野 12]がある。その中の[今久保 08]で分析に使用したデータは日銀当座預金のコール取引であり、1997年12月中と2005年12月中の資金取引データを比較している。ネットワークの概観は、1997年は短資会社をハブとしたネットワークで、スター型（中央集中型）ネットワークといえるが、2005年はリンクが分散化したネットワークとなっていて、完全ネットワークに近いが、degreeが概ねべき乗分布に従っている傾向があるため、スケールフリー性がみとめられた。ここで、degreeは次数を意味しており、あるノードが他のノードに接続している数を指す。多くの金融機関と取引しており（degreeが高い）、取引金額や回数が多い（strengthが大きい）金融機関が、市場参加者のなかで、重要な役割を担っていた。ネットワークの構造としては、コア内部で決済不履行（default）の連鎖が生じてしまうと平均距離の短さから即時にネットワーク全体に拡大してしまうリスクがある。コアの構成員に流動性を集中的に供給すると効果的かつ効果的と述べている。

### 2.2 システムリスクの基本モデル

銀行間取引ネットワークは図2のように表すことができるが、この中のノードは金融機関、リンクは銀行間の貸借を指し、有向である。このネットワークで、ある金融機関が破綻した場合、貸出しているリンクの接続先金融機関すべてが損失を被るが、リンクの矢印が向いている金融機関、図2であれば、金融機関Aが損失を被ることになる。

### 2.3 Mayモデルの検証

本研究では、金融機関の破綻の伝播のモデルとしてMay他[May 10]のモデル（以下、Mayモデル）を採用した。Mayモデルでは、バランスシート図3を用いてモデリングしており、以下のような項目を使用する。

$f$ : 対外資産に対するショックの割合

$\theta$ : 資産に対する銀行間融資の割合

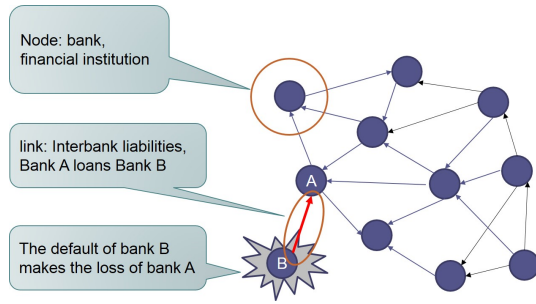


図2 銀行間取引ネットワークのモデル。銀行間取引を有向リンクで表す。破綻が発生した場合は矢印の方向にショックが伝播する。

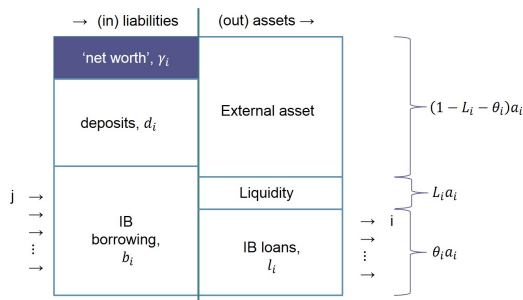


図3 May モデルをベースとしたバランスシート。左が負債で右が資産。外部資産の損失に対して、自己資本で吸収する。

$S_I$  : フェーズ I ショック  
 $\gamma$  : 自己資本比率

May モデルでは、金融機関の破綻の伝播をフェーズごとにフェーズ I, フェーズ II, フェーズ III と定義している。まず、フェーズ I ショックは (1) 式のように定義する。ただし、以下の値はすべての銀行で同じとする。

$$S_I = f(1 - \theta) \tag{1}$$

(1) 式で、フェーズ I ショックを表したとき、(2) 式の条件で伝播したフェーズ I ショックが自己資本を上回り、金融機関は破綻する。

$$S_I > \gamma \tag{2}$$

次に、フェーズ II ショックの伝播では、フェーズ I の個別銀行による債務不履行が、債務者銀行のフェーズ II ショックを発生させる。(3) 式のように、フェーズ II ショックは、債務者銀行数が多いほど、緩和される。ここで、下付き文字の MIN は小さいほうの値を採用することを表す。

$z$  : 銀行間融資の数 (銀行間ネットワークの平均次数)

$$S_{II} = \frac{[\theta, S_I - \gamma]_{MIN}}{z} \tag{3}$$

また、フェーズ III のショックも、フェーズ II ショックと同様の考え方で、入れ子にすることで (4) 式のように定義できる。

$$S_{III} = \frac{\{\theta, [\theta, f(1 - \theta) - \gamma]_{MIN} / z - \gamma\}_{MIN}}{z} \tag{4}$$

フェーズ I ショックの時と同様に、フェーズ II ショックおよびフェーズ III ショックが発生した場合も、自己資本比率を上回った場合は金融機関が破綻する。また、 $N$  (金融機関数) が  $z^2$  より十分大きいとき、各々のショックはネットワーク上を十分伝播する。

### 3. エージェントベースモデリングへの展開

システミックリスクをエージェントベースモデリング (以下、ABM) に適用するメリットには、まず検証の効率性があげられる。ミクロ的な個々の金融機関の貸借関係等の自律的な相互作用は解明されている [シン 15, 菅野 15] が、資金取引ネットワークを構成する金融機関全体へのシステミックリスクの影響が未解決なため、ABM による検証が効率的である。また、銀行間取引の実データは中央銀行等でしか扱えないため、実証研究が事実上不可能であることから、ABM などの演繹モデルの構築が必要である。演繹モデルを採用することで、個々の金融機関の貸借関係等の挙動が解明され、金融機関数等の外観的な関連データを用いることで十分な検証を行うことが可能になる。

ABM のアプローチは、以下のようなステップを踏んだ。

- (A) May モデルをベースに ABM の検証環境を作成
- (B) May モデルの平均場近似結果を ABM の検証結果と比較し、モデルの妥当性を検証
- (C) その ABM の環境で、本研究の目的とするシステミックリスクを低減するネットワーク特性を検証

#### 3.1 エージェントベースモデリング環境構築

モデル化は、図 4 のように行った。まず、① フェーズ I 破綻が発生し、② のように伝播して、銀行間融資を行っている金融機関がフェーズ II ショックを受ける。③ でショックを受けた金融機関が net worth (自己資本) で吸収できるか判別し、吸収できなければ金融機関破綻の連鎖が発生する。④ で、② 同様銀行間融資を行っている金融機関がフェーズ III ショックを受け、⑤ で net worth で吸収できるか判別するが、そのショックは図 4 のように複数回受ける可能性がある。

ここで、May モデルでは、(3) 式、(4) 式の銀行間融資の数 ( $z$ ) として、平均場近似で求めた代表値 (4.8) を使用しているが、本研究ではエージェントベースモデルを用い、各ノードの内向きリンク数 (内次数) を銀行間融資数として採用した。このことにより、金融ネットワークの構造によって銀行間融資における銀行ごとの外部資産の値が変化する。また、後述する銀行の破綻もしくは救済するモデルにおいても、ノードのリンク削除によって銀行の外部資産の値が変化する。破綻の連鎖への影響をより現実的に即した形で実装している。

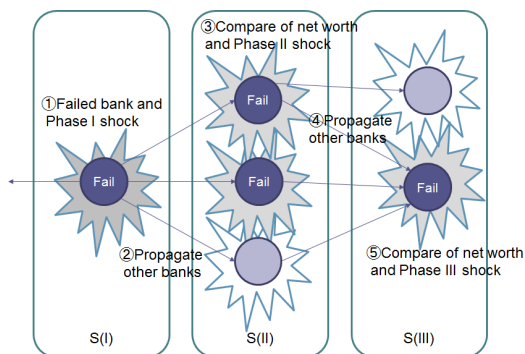


図4 Mayモデルをエージェントベースモデルへ適応。フェーズごとにショックが伝播し、複数の金融機関からショックを受ける場合もある。

### 3.2 ネットワークモデルの構築

銀行間の資金取引ネットワークは単一のモデルでは表せないが、[今久保 08]らが述べているように、コアペリフェラル型の複合的なネットワーク構造が見受けられるため、スケールフリー性、ランダム性を持つ。そのため、本研究ではスケールフリー性の検証として Barabasi-Albert モデル、ランダム性の検証として Erdos-Renyi ネットワークを採用して検証を行った。ここで、Barabasi-Albert モデルのべき指数は 3, Erdos-Renyi ネットワークの connection probability は 0.02 を採用している。connection probability の根拠は、[今久保 08]で銀行間の資金取引ネットワークの 2005 年の上位 200 社の平均距離は 3 ステップ以内との計測結果から、connection probability を変化させ、平均距離 3 ステップに近い値を測定したところ、0.02 の値に近いことがわかったためである。

また、それ以外にネットワーク共通のパラメータとして、ノード数は 500 を採用した。その根拠は、本研究の対象は国内金融機関ネットワークであり、日本の金融機関数は 548 であるためノード数を 500 としている。これらのパラメータを整理すると以下ようになる。

- ・資産の毀損比率:  $f=1$
- ・資産に対する銀行間融資の比率:  $\theta=0.20$
- ・銀行 A が銀行 B に融資する確率:  $p=0.02$
- ・Barabasi-Albert モデルのべき指数: 3
- ・総銀行数:  $N=500$

### 3.3 システミックリスクを低減するネットワーク指標の検証

本研究では、1 つの金融機関の経営状況が悪化したケースを想定し、その金融機関を資金援助によって救済し存続させた場合の資金取引ネットワークと、その金融機関を破綻させ市場から退場させた場合の資金取引ネットワークとで、資金取引ネットワーク全体の破綻連鎖リスクを、他の金融機関の破綻の連鎖がどのような影響を受けるかを検証した。

一般的には、金融機関を救済することが、預金者の決済

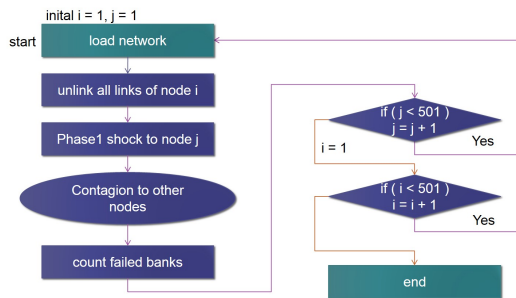


図5 ノードを削除する検証モデルのフロー図。ノード  $i$ 、ノード  $j$  とも 500 ノードあるため、ネットワークあたり 250000 回の検証を実施。

手段が確保され、金融システムの安定が保たれるため望ましいと思われるが、逆に、金融機関側にはモラルハザードの問題があり、最終的には救済してもらえするという考え方から、金融機関の経営努力の欠如を招き、その金融機関の経営状況が悪化する度に資金援助が必要になり、公的資金の注入量を増長させるリスクもある。また [今野 10] では、ネットワーク理論における媒介中心性を考慮することで、破綻の連鎖を増長しうるノードを削除する、つまり金融機関を破綻させ、資金取引ネットワークから退場させるほうが破綻の連鎖を抑えられる場合があることを言及しており、本検証でもそのような結果が起こりうるという仮説を立てた。

具体的な検証は、金融機関の資金取引ネットワーク上で、ノード  $i$  の破綻を想定し、そのノード  $i$  のリンクをすべて削除し、別のノード  $j$  の破綻におけるネットワーク全体の破綻連鎖の数を、ノード  $i$  のリンクを削除しない場合のものと比較し、その差異を計測した。ノード  $i$  のリンクを削除したときは、当該金融機関を救済せず、破綻処理を選択したことを示唆しており、その場合は公的資金の適用によりノード  $i$  からの破綻の連鎖は発生しないが、ノード  $j$  の破綻については、すでにノード  $i$  に対して公的資金を使っており、十分な資金を確保できずに破綻の連鎖が発生するモデルとした。また、ノード  $i$  のリンクを削除しないときは、公的資金の注入により資本増強を行い、当該金融機関を救済したことになる。ノード  $j$  および、ノード  $i$  についてそれぞれ 500 パターン計測したため、合計 250000 回の検証を測定した。その検証のフロー図を 図 5 に、検証結果の散布図を 図 6 に示す。なお 図 6 は、縦軸はノードのリンクを削除する前と削除した後の平均破綻連鎖数の差異を、横軸はノード番号を表し、各点はリンクを削除したノードごとの平均値を表している。

検証の結果、Erdos-Renyi ネットワークおよび Barabasi-Albert モデルそれぞれ 10 ネットワークにおいて、ノードのリンクを削除することによって、仮説通り破綻の連鎖が減少することがあることがわかった。しかし、破綻の連鎖が増える場合もあり、資本増強による金融機関の存続が、連鎖を増長してしまうことがあるため、資本増強を行う

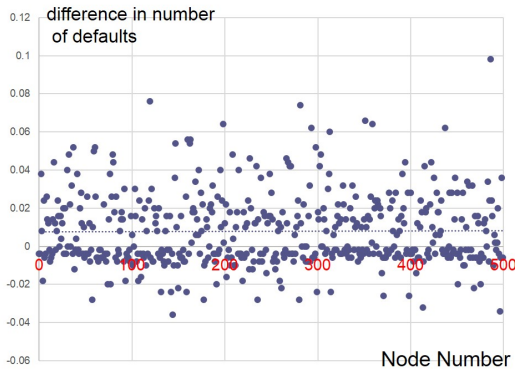


図 6 Erdos-Renyi ネットワークでのノード削除による破綻の連鎖差異の散布図。縦軸は平均破綻連鎖数の差異、横軸はノード番号。平均破綻連鎖数が減少するケースがある。

金融機関の選定は慎重に行う必要があることが確認できた。Erdos-Renyi ネットワークの破綻の連鎖の差異を図 6 に示す。なお、個々のネットワークの構造による影響について検証するため、10 個の異なるネットワークを生成し、破綻連鎖数の母平均の差の検定するために、一元配置分散分析を行ったところ、Barabasi-Albert モデルについて有意水準 5%で帰無仮説「母平均は等しい」は棄却されず ( $p$  値 0.801), また Erdos-Renyi ネットワークについても同様に棄却されなかった ( $p$  値 0.086)。このことにより、図 6 で示した平均破綻連鎖数の差異の統計的等質性が確認できた。本研究で使用した 10 種類のネットワークによる平均破綻連鎖数の差異の平均値と標準偏差のプロットは図 7 の通りである。ただし、Erdos-Renyi ネットワークの場合は有意水準 10%では、ネットワークの差異による影響を排除できないため、機械学習による破綻の連鎖の予測 (5 章) では、乱数シードが異なる 10 種類のネットワークを用いて機械学習を行った。

#### 4. 破綻連鎖リスクの評価

本章では、破綻連鎖リスクの評価を資金取引ネットワークのネットワーク指標で分析する。本研究ではスケールフリー性の検証として Barabasi-Albert モデル、ランダム性の検証として Erdos-Renyi ネットワークを採用して検証を行った。

##### 4.1 Barabasi-Albert モデルによる分析

本研究ではまず、Barabasi-Albert モデルで破綻の連鎖を計測した。スケールフリー性を持つネットワークは、一般的にランダムな故障や攻撃に対して強い特性があるが、Barabasi-Albert モデルでノード削除を行った場合、平均破綻連鎖数の差異と、リンクを削除するノードの次数との強い相関を図 8 のように確認することができた。このときの相関係数は、10 個のネットワークでいずれも 0.79 以上 (分散は 0.00056) であった。これは、次数の高いノ

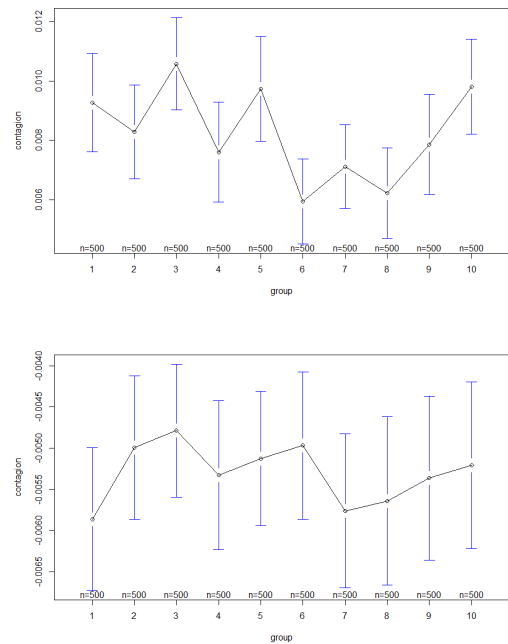


図 7 本研究で使用した Erdos-Renyi ネットワーク (上段) と Barabasi-Albert モデル (下段) の平均値と標準偏差。縦軸が平均値および標準偏差、横軸がネットワークの番号を指す。各ネットワークあたり 500 個のデータを採取。

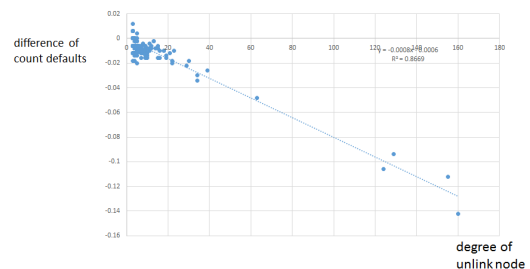


図 8 Barabasi-Albert モデルにおける削除するノードの次数と平均破綻連鎖数差異の散布図。縦軸は平均破綻連鎖数の差異、横軸は次数。次数との強い相関が見られる。

ドのリンクを削除する場合、破綻が連鎖せず分断されてしまう場合が多くなる事象を表していると考えられるが、ハブのような次数の高いノードのリンクを削除することを考慮すれば、妥当な結果と思われる。

##### 4.2 媒介中心性による評価

次に、Erdos-Renyi ネットワークで検証を行う。本研究では、Erdos-Renyi ネットワークの破綻の連鎖に対する媒介中心性の影響を考慮する。媒介中心性については、[今久保 08] が言及している通り、銀行 A・B の degree が同一であっても、A 銀行の媒介中心性が高いならば、A 行はネットワーク上の重要な経路上に位置していることになり、銀行破綻ショックの伝播に巻き込まれやすい、もしくは自行が未払いを起こしたとき B 行以上にネットワーク

上に大きな波及をもたらしやすいと考えられるとしている。媒介中心性とは、多くのノード間の橋渡しをしているノードは重要であるという考え方に基づいた中心性である。任意のノードペア間の最短パスのうち、媒介しているパスの割合によりノードをランキングするものである。

また、[今野 10] は、媒介中心性によるネットワークの流量の影響について言及しており、その中では、媒介中心性が小さい点を除去すると、頂点は流れの通り道であると同時に、自分を端点とする流れの出発点であるため、連鎖の影響が少なくなるとの考え方による。また、自分から出発する流れの量は頂点によらず同じであるため、媒介中心性の小さい点は、流れを通すことにあまり寄与せず、かつ、自分から出発する流れを一定量だけ発生させるので、除去してしまうほうが良いとしている。一方、媒介中心性の大きい点を除去してしまうと、この点を通っていた流れがほかの経路を迂回することになり、連鎖に影響を与えているのではないかと想定されるが、[今野 10] は、媒介中心性の大きい点を除去した場合は影響が少ないとしている。

これを資金取引ネットワークに当てはめると、図 9 のように、媒介中心性が小さいノードを除去した場合、当該ノードを起点とする流れが除去され、ネットワークとしての破綻の連鎖リスクが下がる。媒介中心性の大きいノードを除去した場合は、本検証ではネットワークの流れが妨げられ、近傍のノードの流れが増えて破綻の連鎖数が増加したと思われるが、図 10 の濃淡図のように、媒介中心性が小さいノードと比較して、破綻の連鎖リスクを説明できていない。本研究では、破綻連鎖のショックは (3) 式、(4) 式で表されるが、これらの分母が  $(z)$ 、つまり「実際のノードの内次数」であるため、図 9 にあるようにあるノードを取り除くことによって分母が小さくなり、近傍ノードの破綻連鎖ショックの流れる量が大きくなる。バランスシートを考慮すると、あるノードを取り除くことは、銀行間融資における外部資産の 1 行あたりの大きさが大きくなることになり、その銀行に対する依存度が高まる。本研究では、内次数の変化によって、金融機関の資金異動メカニズムを表している。破綻の連鎖が大きくなる金融機関に公的資金を注入することは避ける必要があるため、この点が媒介中心性の指標としての欠点である。図 9 において、最小の媒介中心性のノードから出る破綻は除去される流れを指し、最大の媒介中心性のノード近傍の太い実線は増加する流れを指す。また、図 10 は、縦軸にノードのリンクを削除する前と削除した後の削除するノードごとの平均破綻連鎖数の差異、横軸に媒介中心性を表す。

図 10 のように、媒介中心性だけで破綻の連鎖を予測することには限界があり、特に媒介中心性の大きい領域では拡散し、媒介中心性が小さい領域から右斜め上方に扇型の形状になっている。破綻連鎖数の差異と媒介中心性の相関係数は、10 個のネットワークでの検証の平均で、0.292 であった。

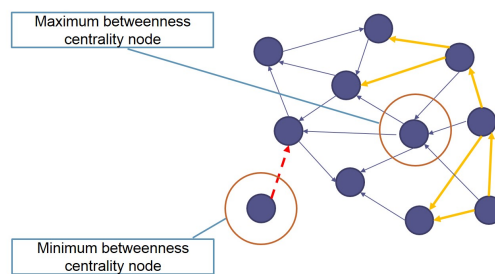


図 9 媒介中心性を考慮したネットワーク図。媒介中心性の小さいノードはそのノードが流れの起点となり、媒介中心性の大きいノードは近傍のノードに流れの影響を与える。

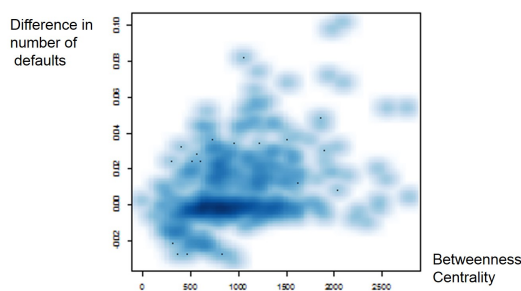


図 10 媒介中心性とノード削除による破綻連鎖数差異の濃淡図。縦軸は平均破綻連鎖数の差異、横軸は媒介中心性。左下から右上に扇型に拡散していく形が見受けられる。

### 4.3 ネットワーク指標の分析

破綻の連鎖を予測するためには、媒介中心性だけでは説明できないことがわかったため、それ以外の指標で、説明できる指標がないかを Random Forest 法で測定した。測定した指標は媒介中心性 (BC)、近接中心性 (closeness)、次数中心性 (degreeness)、固有ベクトル中心性 (evcentness)、グラフ中心性 (graphcent)、入次数 (in.degree)、外向きの次数 (out.degree)、ページランク (PR) の 8 種類 (図 11 の横軸の並びも同様) であるが、10 個のネットワークで同じ検証を実行し、ほぼ同等の傾向を示した。測定した 10 パターンの Random Forest 法による変数重要度の平均値のグラフを 図 11 に示す。

図 11 の変数重要度では、想定通り媒介中心性 (BC) が最も良い値になり、続いて固有ベクトル中心性 (evcentness) とページランク (PR) の重要度が高かった。このように、媒介中心性の説明力が最も高かったが、その他の指標と格段の差があるわけではないため、10 個のネットワークそれぞれについて、CART 樹木による検証を行った。その検証結果の上位から 3 つめのふしまでを 表 1 に、CART 樹木のひとつを 図 12 に示す。

ここで、比較のために同様の指標で重回帰分析のステップワイズ法による変数選択についても調査したが、やはり同様に変数選択にばらつきが見られ、一貫性がなかった。これらの結果から見ても、ルートは媒介中心性、内次数、ページランクと異なっており、媒介中心性以外の指標

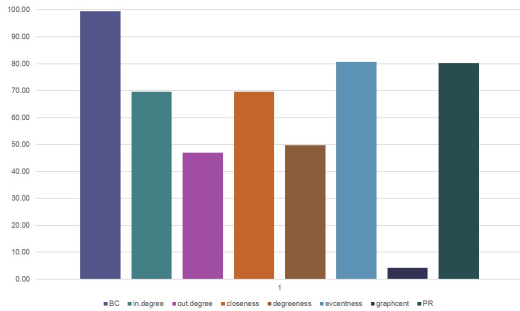


図 11 Random Forest 法による変数重要度のグラフ. 縦軸は変数重要度. 媒介中心性が最も変数重要度が高い.

表 1 上位 3 つめのふしまでの CART 樹木による検証結果. 10 種類のネットワークで検証したところ, 最上位のふしには媒介中心性, ページランク, 内次数が現れたが, 変数重要度とは一致していない.

ネットワーク	1 段目	2 段目	3 段目
1	BC	out.degree	evcent
		out.degree	evcent
2	pagerank	evcent	pagerank
3	BC	closeness	clossness
		BC	
4	in.degree	BC	in.degree
			out.degree
5	in.degree	out.degree	clossness
		pagerank	pagerank
6	in.degree	closeness	degreeness
7	in.degree	closeness	evcent
		in.degree	clossness
8	in.degree	evcent	evcent
		pagerank	clossness
9	in.degree	out.degree	degreeness
		closeness	BC
10	in.degree	evcent	clossness
			evcent

を考慮する必要があることがわかった.

## 5. 機械学習による破綻の連鎖の予測

本章では, 機械学習を使い, ネットワーク指標から破綻の連鎖リスクを評価する方策を検証する.

### 5.1 Xgboost 法による検証

前述のように本研究では, 10 個のネットワークを使って検証を行ったが, それぞれのネットワーク全体について同一になる傾向は現れず, ネットワークごとに, 説明変数としての有効な指標は異なっていた. そこで, 個別のネットワーク指標によらず, 多様なデータを教師データとして予測を行うことで精度が上がるのではないかと仮説を

表 2 Xgboost 法による破綻の連鎖の検証結果. 教師データ 1000 以降はわずかな精度の向上になっている.

教師データ	500	1000	2000	4500
訓練データ	500	500	500	500
spearman	0.32	0.39	0.40	0.41
kendall	0.23	0.28	0.28	0.28
pearson	0.32	0.38	0.38	0.38
平均 2 乗誤差	0.00030	0.00029	0.00029	0.00029
pearson の p	2.12e-13	2.2e-16	2.2e-16	2.2e-16

表 3 ノード削除後の平均破綻連鎖数で分類した Xgboost 法の検証結果. 平均破綻連鎖数差異が増加するものとそれ以外の 2 クラスに分類し, 検証を行った.

教師データ	500	1000	2000	4500
訓練データ	500	500	500	500
正答率	0.62	0.63	0.67	0.67

立て, 検証を行った. 具体的には, 10 個のネットワークのうち, 9 個を教師データとし, 残りの 1 つを訓練データとする方式である. この方式で, Xgboost 法によって検証を行った. ここで, 10 個のネットワークから 9 個の教師データを作成するケースは 10 種類あるため, その 10 回の平均値を表 2 に示す. 1 つのネットワークデータは 500 あるので, 教師データは 4500, 訓練データは 500 になるが, データ量により精度に差が出るかどうかを検証するため, 教師データは (500, 1000, 2000, 4500) の 4 パターン計測した. なお, Xgboost 法のパラメータは, (max\_depth: 1, eta: 0.15, nrounds: 150, objective: reg:linear) である.

表 2 の結果のように, 教師データの数を増やすことの有効性が確認できたが, 本研究では, 対象としている問題の影響が大きいものであるため, 結果をすべて一様に解釈するのではなく, 救済する基準を決定し, ROC 曲線を描いて AUC で評価する方法を検討した. 具体的には, ノードを削除することによって, 平均破綻連鎖数が増加するものとそれ以外, つまり差異がないか減少するものの 2 値に分類し, クラス分類問題として検証を行った. 分類には同様に Xgboost 法を用い, その結果を表 3 に, 教師データが 4500 件の結果のうちの 1 つの ROC 曲線を図 13 に示す. なお, 検証は表 2 と同様に 10 個のネットワークから 9 個の教師データを作成するケースは 10 種類あるため, その 10 回の平均値を採用している. この図 13 の ROC 曲線では, 感度 0.53, 特異度 0.78, 正答率 0.67 が達成できた. これは, 別途検証を行ったロジスティック回帰, Random Forest 法, Deep Learning, CART 法よりも高い精度が得られている. なお, Xgboost 法のパラメータは, (max\_depth: 4, eta: 0.01, nrounds: 100, objective: reg:logistic) である.

## 6. 考 察

本章では, 本研究の考察を述べる. 金融機関の資金取引ネットワークモデルで, 金融機関の破綻の連鎖が媒介中心性 (betweenness centrality) 等のネットワーク指標と相関があることがわかったが, 媒介中心性だけでは破綻の連鎖

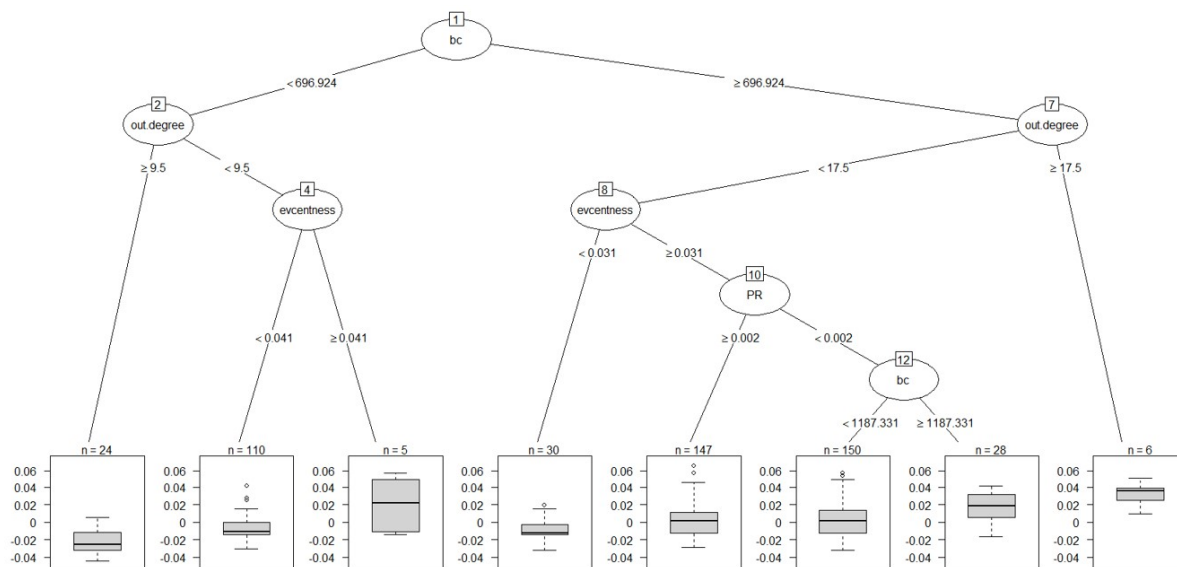


図 12 CART 図. 最上位は媒介中心性. それ以外に外向き次数, 固有ベクトル中心性, ページランクが出現している.

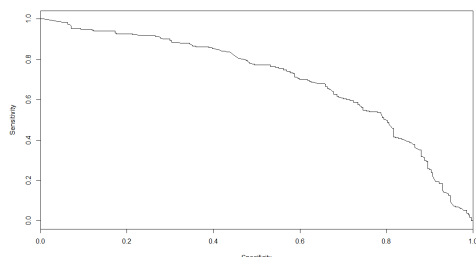


図 13 ノード削除後の平均破綻連鎖数で分類した Xgboost 法の検証結果による ROC 曲線. 縦軸は感度, 横軸は特異度.

を十分説明できない. そのため, 近接中心性 (closeness), 次数中心性 (degree), 固有ベクトル中心性 (eventness), グラフ中心性 (graphcent), 入次数 (in.degree), 外次数 (out.degree), ページランク (PR) の指標を加え, 検証を行った. しかし, CART 樹木や Random Forest 法による部分従属度を見ても, 各指標にばらつきがあり, 一定の傾向が見られなかった. そこで, 個別のネットワーク指標によらず, 多様なデータを教師データとして予測を行うことで精度が上がるのではないかと仮説を立て, 機械学習 (Xgboost 法) を行う方策を提案し, 媒介中心性だけを用いた場合よりも, 高い精度で破綻の連鎖を説明することができた. Xgboost 法は, 教師データを用いて学習を行い, その学習結果を踏まえて逐次に重みの調整を繰り返すことで複数の学習結果を求め, その結果を組み合わせることで精度を向上させるものである. Xgboost 法では Random Forest 法と同様に, 樹木モデルを使うことで, 回帰と分類どちらへも対応可能であり, 外れ値や欠損値に強いという性質を持っているものであるが, 本研究で採用した手法を用いることで, 高い精度で破綻の連鎖を説明することができた.

## 7. 結論と今後の展開

本章では, 本研究の結論と今後の展開を述べる. 本研究では, Erdos-Renyi ネットワークと Barabasi-Albert モデルで構成した銀行間資金取引ネットワークモデルを構築し, ネットワーク特性の分析を行った. さらに, 破綻の連鎖および提案した機械学習の効果をエージェントベースモデリングで検証し, 以下の結果を得た.

(1) 資金援助を行うことによって, 破綻連鎖数が増加する場合がある.

(2) Erdos-Renyi ネットワークと Barabasi-Albert モデルで, 破綻の連鎖に影響するネットワーク指標は大きく変化する.

(3) 資金援助を行う金融機関を表すノードの媒介中心性は, 破綻の連鎖を十分説明することができず, それ以外のネットワーク指標を追加したデータセットを用いた機械学習を行うことで精度を向上することができる.

上記 (1) については, 破綻の連鎖数を低減させる目的で行う資金援助が, 期待とは逆に増加させるリスクがあることを検証した. (2) については, Erdos-Renyi ネットワークと Barabasi-Albert モデルで, 破綻の連鎖に影響するネットワーク指標が変化することを検証し, 影響するネットワーク指標を明らかにした. (3) については, 破綻の連鎖を増加させるリスクを回避するための方策として機械学習による予測を提案し, Xgboost 法を用いて, 精度の向上を確認した.

実際の金融機関に対する公的資金を注入する資金援助は, 1 行あたり平均 1,400 億円, 資本増強でも同様に 1 行あたり平均 2,000 億円が使われている. 実務的には, 破綻してしまうと破綻の連鎖数が大きくなる金融機関に対して資金援助を行えるような判別が求められるが, 媒介中心性による予測では, その判別精度が十分ではなかった.



本研究の結果によって、破綻の連鎖数が大きくなる金融機関の判別精度の向上が期待できる。これは、[今久保 08]らによる金融機関の資金取引ネットワーク分析の特性を、公的資金の投入に対する確実性の向上を図るリスク指標を提言している意味で経済効果は大きい。

次に、今後の展開としては、今回はネットワーク特性に着目し、破綻の連鎖に関する判別はシンプルな外生的なもので検証を行ったが、資金の流動性の影響の考慮を追加したモデリングで、検証を発展させること考えられる。

### ◇ 参 考 文 献 ◇

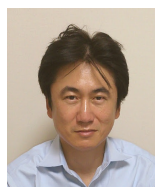
- [Acharya 12] Acharya Viral, Engle Robert, Richardson Matthew. Capital shortfall: A new approach to ranking and regulating systemic risks, *The American Economic Review*, vol. 102, no. 3, pp. 59-64 (2012)
- [Benoit 15] Benoit Sylvain, Colliard Jean-Edouard, Hurlin Christophe, Perignon Christophe: Where the Risks Lie: A Survey on Systemic Risk, HEC Paris Research Paper (2015)
- [Chen 16] Chen Nan, Liu Xin, Yao David D.: An Optimization View of Financial Systemic Risk Modeling: Network Effect and Market Liquidity Effect, *Operations Research* (2016)
- [Cifuentes 05] Cifuentes Rodrigo, Ferrucci Gianluigi, Shin Hyun Song: Liquidity risk and contagion, *Journal of the European Economic Association*, vol. 3, no. 2 - 3, pp. 556-566 (2005)
- [Dias 15] Dias Andre, Campos Pedro, Garrido Paulo: An Agent Based Propagation Model of Bank Failures, pp. 119-130, Springer International Publishing (2015)
- [DICJ 17] <https://www.dic.go.jp/katsudo/shihonzokyo/index.html>
- [Diebold 14] Diebold Francis, Yilmaz Kamil: On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms, *Journal of Econometrics*, vol. 182, no. 1, pp. 119-134 (2014)
- [Eisenberg 01] Eisenberg Larry, Noe Thomas H.: Systemic risk in financial systems, *Management Science*, vol. 47, no. 2, pp. 236-249 (2001)
- [Espinosa 10] Espinosa-Vega Marco A., Sole Juan A.: Cross-border financial surveillance: A network perspective, *IMF Working Papers*, pp. 1-27 (2010)
- [FDIC 17] <https://www.fdic.gov/bank/individual/failed/banklist.html>
- [FSB 16] Financial Stability Board. Peer Review of Japan. Peer Review Reports (2016)
- [Gai 10] Gai Prasanna, Kapadia Sujit: Contagion in financial networks, *Bank of England Quarterly Bulletin*, vol. 50, no. 2 (2010)
- [原 09] 原和明著. 米国における銀行破綻処理, 預金保険研究, pp. 84-129 (2009)
- [今久保 08] 今久保 圭, 副島 豊: コール市場の資金取引ネットワーク, *金融研究*, vol. 27, pp. 47-99 (2008)
- [Kikuchi 15] Kikuchi Takamasa, Kunigami Masaaki, Yamada Takashi, Takahashi Hiroshi, Terano Takao: Analysis of the influences of central bank financing on operative collapses of financial institutions using agent-based simulation, *Computer Software and Applications Conference (COMPSAC)*, pp. 95-104 (2016)
- [今野 10] 今野 紀雄, 増田 直紀: 複雑ネットワーク: 基礎から応用まで, 近代科学社 (2010)
- [前野 12] 前野 義晴, 森永 聡, 松島 宏和, 天谷 健一: 銀行ネットワークの破綻リスク, *人工知能学会論文誌*, vol. 27, no. 6, pp. 338-345 (2012)
- [May 10] May Robert M., Arinaminpathy Nimalan: Systemic risk: the dynamics of model banking systems., *Journal of the Royal Society Interface / the Royal Society*, vol. 7, no. 46, pp. 823-838 (2010)
- [Montagna 13] Montagna Mattia, Lux Thomas: Hubs and resilience: towards more realistic models of the interbank markets, *Kiel Working Paper*, No. 1826 (2013)
- [中島 13] 中島真志, 宿輪純一: 決済システムのすべて, 第3版, 東京経済新報社 (2013)

- [Nier 07] Nier Erlend, Yang Jing, Yorulmazer Tanju, Alentorn Amadeo: Network models and financial stability, *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol. 31, no. 6, pp. 2033-2060 (2007)
- [シン 15] ヒュン・ソン・シン, 大橋和彦 服部正純訳: リスクと流動性: 金融安定性の新しい経済学, 東洋経済新報社 (2015)
- [菅野 15] 菅野正泰: 入門金融リスク資本と統合リスク管理, 第2版 (2015)
- [高橋 12] 高橋正彦: 預金保険制度の歴史と基本的課題, 預金保険研究, pp. 1-34 (2012)
- [Temizsoy 16] Temizsoy, Asena, Giulia Iori, and Gabriel Montes-Rojas: Network centrality and funding rates in the e-MID interbank market, *Journal of Financial Stability* (2016)

[担当委員: 和泉 潔]

2017年2月15日 受理

### 著 者 紹 介



橋本 守人(学生会員)

2015年筑波大学大学院ビジネス科学研究科経営システム科学専攻博士前期課程修了。現在、同企業科学専攻後期博士課程在学中。金融分野における人工知能、社会シミュレーションなどの研究に従事。



倉橋 節也(正会員)

2002年筑波大学大学院経営・政策科学研究科企業科学専攻修了。博士(システムズ・マネジメント)。2006年筑波大学大学院ビジネス科学研究科助教授、現在ビジネスサイエンス系教授。2009年、2015年 University of Groningen (オランダ) 客員研究員。社会シミュレーション、経営システム分析などの研究に従事。計測自動制御学会、経営情報学会、IEEE、PAAA など各会員