

Artisoc を用いたシステミックリスクに関するシミュレーション研究

防衛大学校 理工学研究科 情報数理専攻 知能情報研究室

座間味 良太

1. はじめに

1.1. 背景

1997 年のアジア通貨危機を発端にした各国での通貨危機や、2008 年のリーマンショックから始まった世界規模の不況は、経済や金融に関する研究を大きく変化させた。

それまでの経済学や金融工学の研究者たちは、金融商品の値動きの予測、個々の金融機関がより少ないリスクでより大きな利益を獲得することや、財務状態を安定させることを追求していたが、世界規模の危機を経験したことにより、金融機関の相互作用によって生じるリスクへと焦点が移りつつある。このように一部の機能不全がシステムを通じ、他の機能不全を引き起こすことによって広範な被害をもたらすようなリスクをシステミックリスクと言う。

従来の研究では個々の金融機関に注目していたが、金融機関が相互に作用しあって構成されるシステムそのものに大きなリスクが潜んでいると考えられるようになり、システミックリスクの数理的解析、コンピュータ・シミュレーション等を利用した研究や解析が活発に行われている。 [1] [2] [3] [4]

1.2. システミックリスク

背景で述べたように、システミックリスクとは、一部の機能不全が他の機能不全を引き起こし、連鎖的に拡散することにより、システム全体を不安定にするような危険性を指すが、その定義は多々あり一つにまとまってはいない。米国連邦制度理事会のバーナキン

議長は「システミックリスクとは、一つや二つの金融機関だけでなく金融システム全体、ひいては幅広い経済全体の安定性を脅かす事態」と定義した。一方で欧州中央銀行のトリシェ総裁は「経済環境との関連において、システミックリスクとは、金融システムを麻痺、あるいは破壊させて実体経済への大きな損害を引き起こし得る脅威」としており、システミックリスクを引き起こすとされる要因の多様性、及ぼす影響の範囲の広さから、立場や焦点の違いによって様々な見方、定義が存在している。また、システミックリスクの原因についても、レバレッジ、接続状況、資金の流動性など、様々な要因が複雑に絡み合うことによって、多くの金融機関が倒産するような金融危機を引き起こすと考えられている。 [5] [6]

1.3. ネットワーク

さまざまな要素の相互作用はネットワークで表現することができる。現実には存在するネットワークは複雑ながらもいくつかの規則性や機能を背景に見出すことができる。

システミックリスクによる機能不全の拡散も、その背景には金融機関同士の相互作用がある。銀行の連鎖倒産であれば、ある銀行の債務不履行が他の銀行の債務不履行を引き起こす背景には、銀行同士の貸借関係が存在している。本研究では、このような相互作用を媒介している銀行間の貸借関係をネットワークで表現することによって、システミックリスクをネットワーク上の現象として

扱う。

しかし、債務関係による銀行間のつながりと言っても、その債務の種類によって取引単位や回収期限など多様性に富んでいるため、様々な貸借関係をネットワーク化することができる。システミックリスクに関する先行研究においても多様なネットワークが用いられてきた。一例を挙げると、短期に返済する必要のあるコール市場における一定期間の取引を抽出して、その債務関係をネットワーク化したもの [7]、日本銀行当座預金を通じて行った決済の記録を基にしてネットワーク化したもの [8] など多くのネットワークがあるが、これらの構造は共通しており、どのネットワークも、メガバンクに代表されるような大規模な銀行同士が密に接続して核を形成し、核にぶら下がる形で中小銀行が周縁のノードとなっている二極化している。

また、このようにネットワーク内で核となるノードと、その周縁に存在するノードの2種類に二極化しているネットワークをコア・ペリフェリ ネットワーク (Core-Periphery network) とする。 [9]

1.4. 研究の目的

銀行の連鎖倒産は、貸借関係を通じて債務の不履行が他の銀行に伝わることによって生じる。金融機関どうしがつながることがリスクを生じさせていることは知られているが、無数の金融機関が結びついたシステムが、想定外の危機を引き起こすほどのリスクを生じさせる理由を説明するには至っていない。

本研究は銀行間の貸借関係の構造に着目し、一つの銀行に生じた損失が貸借関係を通じて他の銀行へ拡散する様相をマルチエー

ジェントシミュレーションにより明らかにし、貸借関係によって構成される金融ネットワークの構造がシステミックリスクにあたる影響を明らかにすることを目的とする。

2. 研究手法

本研究では、Artisoc を利用してシミュレーションモデルを作成した。エージェントをノードとして銀行間ネットワークを構成し、債務不履行の伝搬をエージェント同士の相互作用としてシミュレートする。また、シミュレーションでは現実の銀行間ネットワークの構造を再現するのではなく、先行研究 [10] によって遺伝的アルゴリズムを用いて導出された、カスケード現象の発生について特徴のあるネットワーク構造を用いた。

カスケード現象の発生しにくい CPA ネットワークと、カスケード現象が発生しやすい P model ネットワーク。その中間の CRA ネットワークの3種類について、ノードを銀行、リンクを貸借関係として銀行間ネットワークを構成した。

これらのネットワークを用いて、銀行の連鎖倒産をシミュレートし、

1. 連鎖倒産行数とその発生頻度
2. 各銀行が全試行を通じて倒産した回数
3. 連鎖倒産の発生源となる金融機関の違いによる連鎖倒産行数の変化
4. 発生源となる銀行の規模と連鎖倒産の規模の相関

以上の4つの視点から、得られた結果を考察した。

2.1. ネットワーク構造

前述の3種類のネットワーク構造を用い、ノード数、平均次数は $N=500, \langle k \rangle = 20$ で統

一した。

以下に、それぞれのネットワーク構造の概形と次数分布を示す。

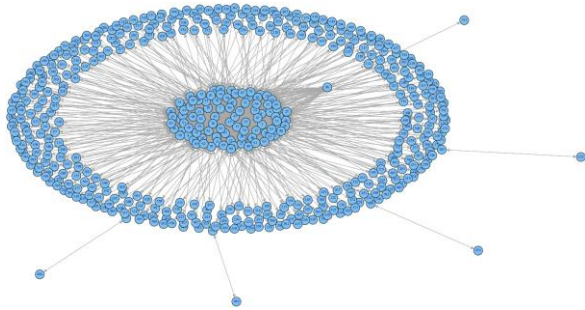


図 1 CPA ネットワーク, $N=500$, $\langle k \rangle = 20$

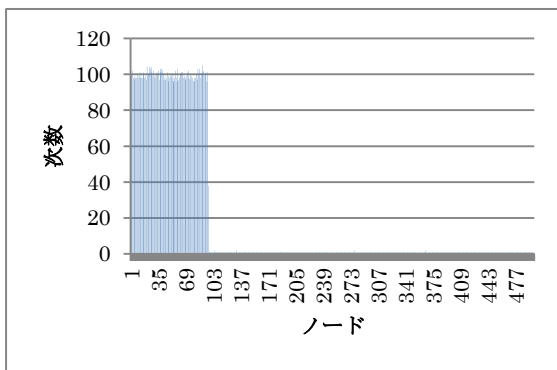


図 2 CPA ネットワークの次数分布

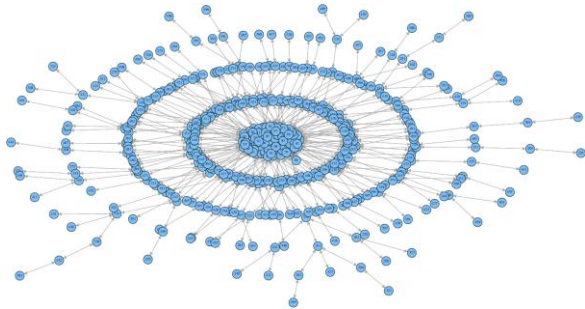


図 3 CRA ネットワーク, $N=500$, $\langle k \rangle = 20$

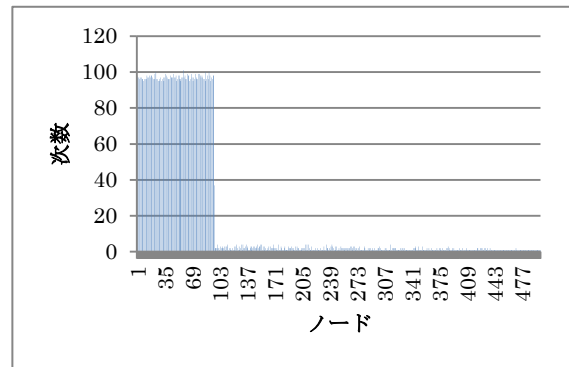


図 4 CRA ネットワークの次数分布

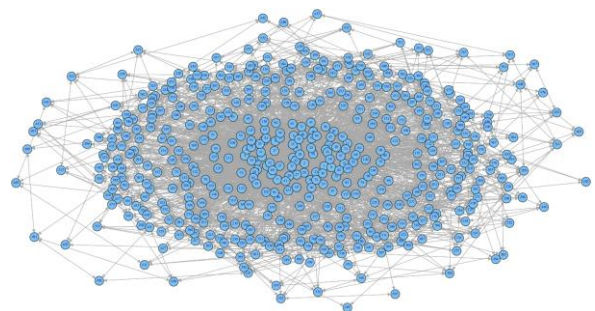


図 5 P model ネットワーク, $N=500$, $\langle k \rangle = 20$

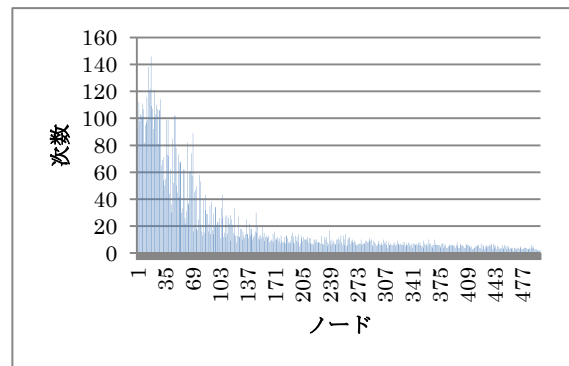


図 6 P model ネットワークの次数分布

CPA ネットワーク (図 1) は、全連結された完全グラフが核となり、新しく追加されるノードはコアへ優先的に接続 (Preferential Attachment) し成長するネットワークである。この手法で得られたネットワークはしきい値モデルにおいて、カスケード現象が発生しにくい特性がある。また、各ノードの次数を示したグラフ (図 2) から、CPA ネットワー

クはコアとなっている次数の高いノードの集団と、コアの周縁に存在する次数の低いペリフェリの集団に二極化していることが分かる。

CRA ネットワーク (図 3) は、CPA と同様に完全グラフが核となって新たなノードを追加しながら成長するモデルだが、ランダムに接続先を選択(Random Attachment)するため、全てのノードへ均等に接続しながら成長する。CRA ネットワークも CPA ネットワークと同様に、コアを形成する集団とペリフェリノードを形成する集団の 2 グループに二極化しているが、ペリフェリノードにぶら下がるように成長した部分がツリー構造を形成しているため、ペリフェリノードの集団内で次数に違いが生じている。各ノードの次数を示したグラフ (図 4) から次数の違いが確認できる。

P model ネットワーク (図 5) はノードを追加すると同時に内部のリンクも成長させるモデルである。新しく加えられるノードは確率 p で次数の少ないノードへ、確率 $1-p$ で次数の多いノードへ接続する傾向が強くなり、同様の傾向でネットワーク内部のリンクも追加される。

しきい値モデルでは、カスケード現象が生起するか否かは、ネットワークの平均次数と状態変化を引き起こすしきい値の大きさから理論的に求めることができる [11]。

本研究で用いるネットワークにおけるカスケード現象の生起条行の理論的境界を図 7 に示す。

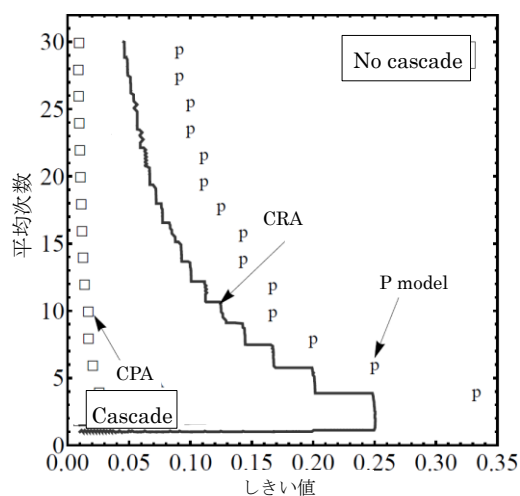


図 7 カスケード現象の生起条行

図 7 のグラフの横軸は、各ノードの状態が変化するか否かを決定するしきい値、縦軸は平均次数を示す。

プロットされている線の左側はカスケード現象が発生する条行を理論的に満たしている領域、右側は満たしていない領域を示している。

CPA ネットワークにおけるカスケード現象が生起し得る領域は非常に狭いが、CRA ネットワーク、P model ネットワークでは生起し得る条行を満たす領域が大きくなっている。このグラフからそれぞれのネットワーク構造のカスケード現象の発生しやすいが分かる。

2.2. 連鎖倒産のダイナミクス

ネットワーク内の銀行は各々の取引の数(次数)に応じた大きさのバランスシートを持っており、財務状況が健全な銀行は「資産」と「負債」の均衡が保たれている。過剰な負債を抱えたり、資産を失うなどしたりして、資産と負債の均衡を保てなくなり経営が破綻すると、事実上の倒産とみなされる。

ノードに出入りする次数は「銀行間借入」と「銀行間貸出」の量に対応しており、バランスシート内の各項目は次数と「自己資本比率： γ 」,「銀行間貸出比率： θ 」によって決定される。

銀行は「資産」に損失が生じた場合、「負債」を減らすことでバランスシートの均衡を保つ。当初、「自己資本」を減少させることにより損失を吸収する。「自己資本」で吸収しきれなかった場合、残余の損失は「銀行間借入」まで減らしてバランスシートの不均衡を是正する。

損失の吸収にあてられた「銀行間借入」は弁済することができないので、借入先の「銀行間貸出」の損失となり、先ほどと同様の手順でバランスシートの不均衡を是正する。

このように、銀行間の貸借関係を通じて損失が伝わることにより債務不履行が伝播し、連鎖倒産が発生する。

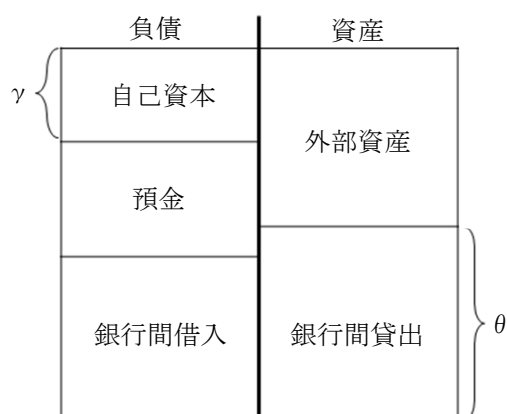


図 8 バランスシート

3. シミュレーションの設定

本研究では、前述の CPA ネットワーク、CRA ネットワーク、P model ネットワークの 3 種類を、ノード数 500、平均次数 20（無

向リンク）で作成し、バランスシートに関するパラメータは全てのノードに対して、自己資本比率： $\gamma=0.03$ 、銀行間貸出比率： $\theta=0.45$ で一律に固定して銀行間ネットワークをシミュレートした。

連鎖倒産を引き起こすために、発生源となる銀行の「外部資産」に対し、「資産」の 50% の大きさの損失を与えて、連鎖倒産のきっかけとなる初期ショックを与える。全ての損失が吸収され、拡散が収まるまでに倒産した銀行の行数を数えた。この操作を繰り返し、ネットワーク内の各銀行から連鎖倒産が発生するパターンの試行を全て実施した。

それらの行数を以て、ネットワーク構造の違いによるリスクを比較した。

表 1 シミュレーションの設定

ノード数	500
平均次数	20（無向リンク）
自己資本比率： γ	0.03
銀行間貸出率： θ	0.45
試行回数	各ネットワークにつき 500 回
初期ショックの大きさ	資産の 50%

4. シミュレーション結果

4.1. 連鎖倒産行数とその発生頻度の比較

横軸に連鎖倒産行数、縦軸にその頻度をとったグラフを示す。これらのグラフから、それぞれのネットワークにおいて発生する連鎖倒産の規模と、その発生頻度を確認できる。

連鎖倒産行数とは、他のノードの倒産に巻き込まれて倒産した銀行の数を指す。例えば、一回の試行で最終的に 5 行の銀行が倒産してしまった場合は、初期ショックを受けた 1 行を除いて、4 行の連鎖倒産が発生したとカウントした。また、初期ショックを受けた銀

行のみが倒産した場合は、連鎖した倒産が発生していないので、連鎖倒産行数は0としてカウントした。

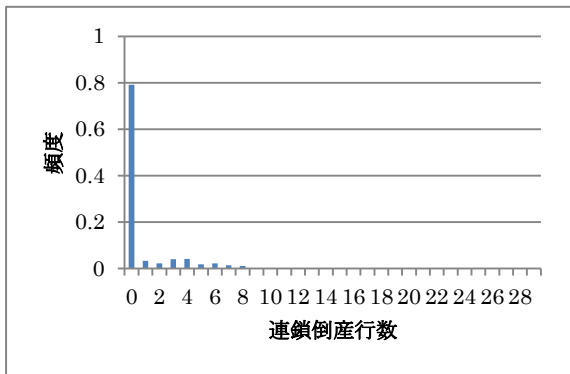


図 9 連鎖倒産行数とその頻度 (CPA)

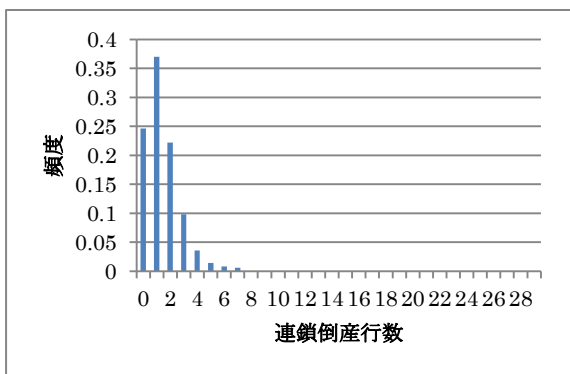


図 10 連鎖倒産行数とその頻度(CRA)

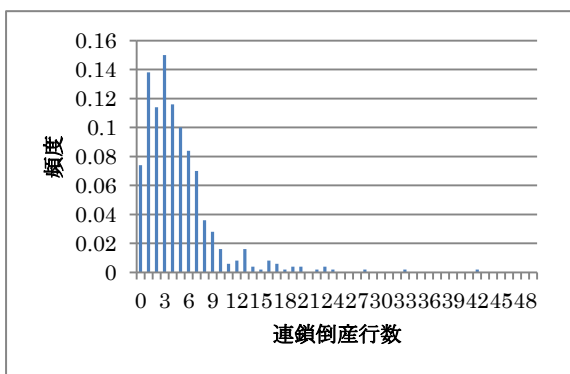


図 11 連鎖倒産行数とその頻度(P model)

CPA ネットワーク (図9) においては、連鎖倒産がほとんど発生していない。まれに1～8行の連鎖倒産が発生しているが、その割合はわずかで、8割近くのケースが、初期ショックを受けたノードの倒産のみである。

CRA ネットワークは連鎖倒産の発生につ

いては3種類の中で平均的な特性を示すネットワーク構造である。CPAと比較して2～4行の範囲の連鎖倒産の発生頻度が高くなっているものの、5割以上のケースにおいて連鎖倒産行数が0～1行の範囲で収まっている。

一方、CPA, CRA ネットワークの連鎖倒産がどんなに大きくても7, 8行程度だったのに対し、カスケード故障が発生しやすい P model ネットワークでは、最大で42行の連鎖倒産が発生している。また、9割以上の試行で連鎖倒産が発生している。

4.2. 各ノードの倒産回数

次に、横軸にノードの番号、縦軸にそのノードが500回の試行中に倒産した回数をプロットしたグラフを示す。(初期ショックを受けて倒産した回数は含めていない。)これらのグラフから、各ノードの壊れやすさ、頑強さが分かる。また、CPA, CRA ネットワークにおいては、1番～97番のノードがコア、98番～500番までのノードがペリフェリなので、コアとペリフェリの壊れやすさや頑強さが比較できる。

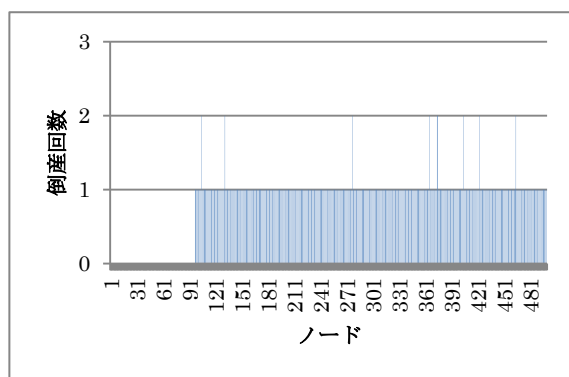


図 12 各ノードの倒産回数(CPA)

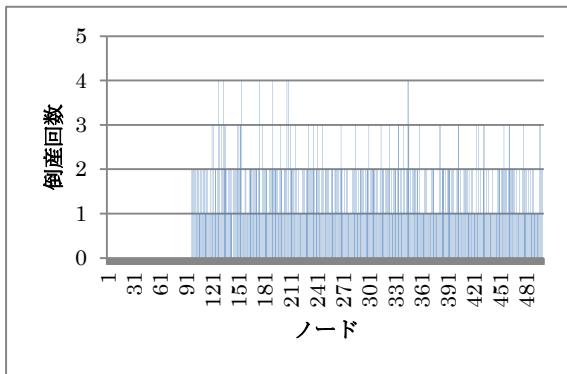


図 13 各ノードの倒産回数(CRA)

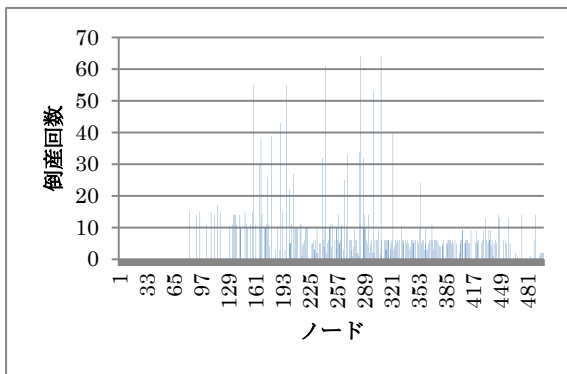


図 14 各ノードの倒産回数(P model)

CPA ネットワーク (図 1 2) では、コアのノードが他のノードからのショックによって倒産するケースは全く発生していない。また、ペリフェリは 500 回の試行で少なくとも 1 回は他のノードからのショックによって倒産している。

CRA ネットワーク (図 1 3) も CPA ネットワークと同様に、コアのノードが他のノードからのショックによって倒産するケースは全くない。しかし、CPA ネットワークと比較して、ペリフェリが他のノードからのショックで倒産する回数は増えている。半数以上のノードが 500 回の試行において連鎖倒産に 2 回巻き込まれており、中には 3 回、4 回巻き込まれたノードも存在する。

P model ネットワーク (図 1 4) では、次数分布やグラフの外観から、コアとペリフェリを見分けることはできなかったが、図 1 4

のグラフより、ノード番号が若く大きな次数を持つノードが全く倒産していないことが分かる。一方で、おおむね 90 番以降のノードは何度も倒産しており、中には 500 回の試行中 60 回以上も倒産している非常に脆弱なノードの存在も確認できる。

4.3. 初期ショックを受けたノードの違いによる連鎖倒産の規模の変化

次に、横軸が初期ショックを受けたノードの番号、縦軸が連鎖倒産行数をとったグラフを示す。このグラフから、初期ショックを与えるノードによって連鎖倒産の規模がどのように変化するか分かる。

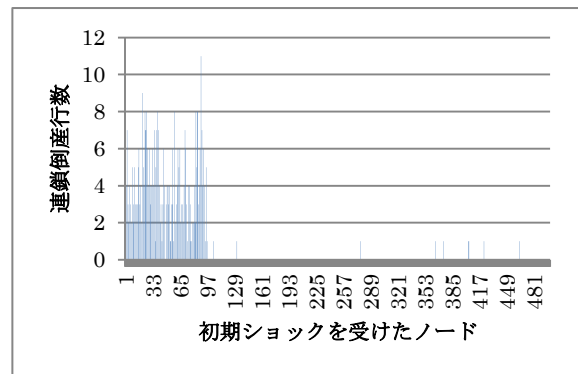


図 15 初期ショックを受けたノードと倒産行数(CPA)

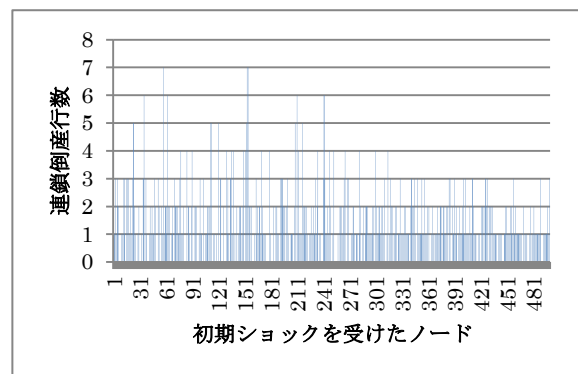


図 16 初期ショックを受けたノードと倒産行数(CRA)

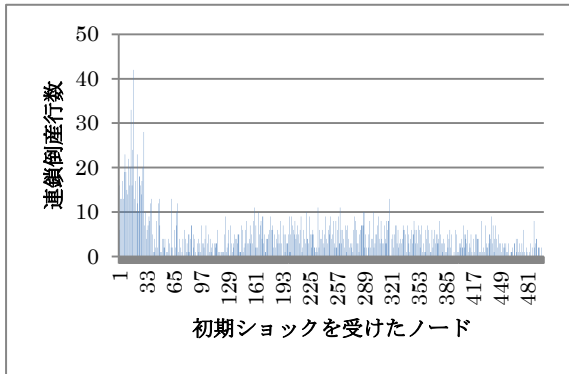


図 17 初期ショックを受けたノードと倒産行数(P model)

CPA ネットワーク (図 1 5) では、1 番～9 7 番のコアのノードが初期ショックを受けた場合の連鎖倒産行数が突出している。これはコアノードが倒産すると多くのノードが連鎖して倒産していることを示している。また、9 8 番以降のペリフェリがショックを受けても連鎖倒産はほとんど発生していないことが確認できる。

一方、CRA ネットワーク (図 1 6) に関しては、ペリフェリノードに初期ショックを与えても連鎖倒産が発生しているが、CPA と同様にコアのノードが初期ショックを受けた場合に、大きい連鎖倒産が発生する傾向については共通している。

P model ネットワーク (図 1 7) に関しては、CPA や CRA と比較して非常に大きな連鎖倒産が発生している。ペリフェリへの初期ショックでも 10 行以上の連鎖倒産が発生している。また、番号が若いノード、即ち次数が大きいノードが初期ショックを受けることによる連鎖倒産行数が非常に大きくなっている。

4.4. 初期ショックを受けたノードの次数と連鎖倒産の規模

次に、横軸にノードの次数、縦軸にそのノ

ードが初期ショックを受けた際に発生する連鎖倒産の行数をプロットした散布図を示す。このグラフから、初期ショックを受けたノードの次数と、生じる連鎖倒産の規模の相関を確認することができる。

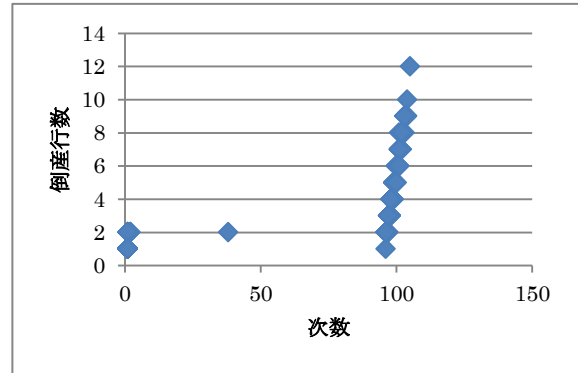


図 18 次数・倒産行数分布(CPA)

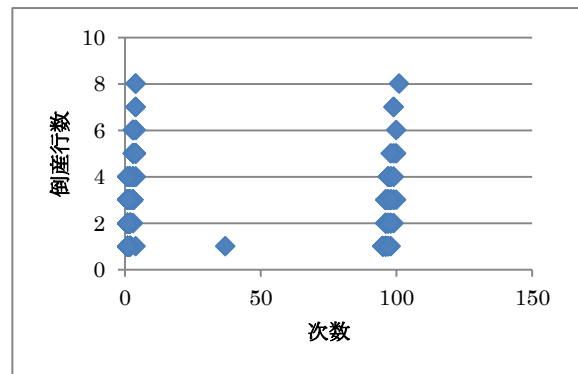


図 19 次数・倒産行数分布 (CRA)

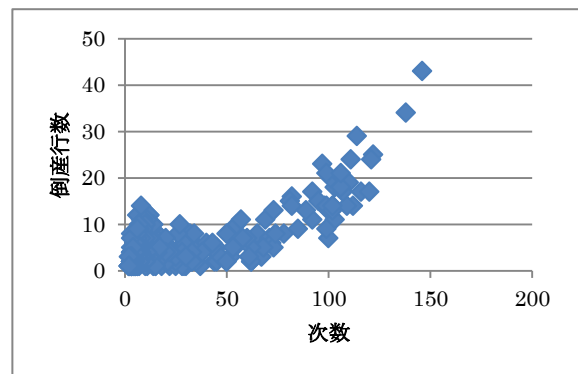


図 20 次数・倒産行数分布 (P model)

CPA ネットワーク (図 1 8) ではペリフェリに初期ショックを与えても、連鎖倒産はほとんど発生しないが、コアノードに初期ショックを与えると連鎖倒産が発生し、その規模

は次数が大きくなるにつれて増大している。

CRA ネットワーク（図19）はCPA ネットワークと違って、ペリフェリの次数にバラつきがある。このため、ペリフェリに初期ショックを与えた場合の連鎖倒産行数が大きくなっている。また、行数だけ見れば、初期ショックを受ける対象がコアかペリフェリかによって、連鎖倒産の行数に大きな違いは見られない。

P model ネットワーク（図20）については、コアとペリフェリの境界は不明瞭で、単純に次数が大きくなればなるほど、連鎖倒産行数も増加している様子が確認できる。

5. まとめ

5.1. 連鎖倒産行数とその発生頻度より

図9、図10、図11より、コアとペリフェリに二極化したCPA ネットワークだと連鎖倒産は発生しにくい、ペリフェリがツリー構造を形成するなどして、ペリフェリどうしが結びついたCRA ネットワークでは、連鎖倒産行数が大きくなる傾向がある。さらに、ペリフェリのツリーが結びついているP model ネットワークだと非常に大きな連鎖倒産が発生し得る。

この結果より、中小銀行同士の結びつきは連鎖倒産の大きさと頻度を増大させていると考えられる。

5.2. 各銀行の倒産回数より

図12、図13、図14より、コアは周囲の影響を受けて壊れることはほとんどないことが分かる。

また、CRA ネットワークの結果（図13）より、ペリフェリの貸借関係（次数）の増加はペリフェリ自身の脆弱性を増大させ

ていることが分かる。

5.3. 初期ショックを受けた銀行の違いによる連鎖倒産の規模の変化より

図15、図16、図17より、コアを形成している銀行が初期ショックを受けた場合、多くの銀行を巻き込む連鎖倒産が発生している。しかし、CPA ネットワークにおける各銀行の倒産回数（図12）から、コアが他の銀行の影響を受けて連鎖倒産に巻き込まれたケースは無いので、このコアの倒産に巻き込まれている銀行は全てペリフェリだと考えられる。

CRA ネットワーク（図16）では、ペリフェリが初期ショックを受けて連鎖倒産が発生しているが、図13より、CRA ネットワークではコアが連鎖倒産に巻き込まれて倒産するようなケースは無いことから、ペリフェリから発生する連鎖倒産に巻き込まれているのは、同一のツリーに接続している他のペリフェリだけだと考えられる。

P model ネットワーク（図17）では、ペリフェリのツリーどうしが結びつくことによって、大きな連鎖倒産が発生している。また、ペリフェリ同士の結びつきが、連鎖倒産の規模も大きくしていることが分かる。

5.4. 初期ショックを受けた銀行の取引数と連鎖倒産の規模

CRA ネットワークの結果（図19）より、取引数（次数）によってコアとペリフェリに二極化していても、連鎖倒産の規模に大きな違いは見られない。

CPA ネットワーク（図18）では、全てのペリフェリからコアまでの距離が2以下であるため、ペリフェリに初期ショックを与え

た場合、2行以上の連鎖倒産は発生しにくい。

P model ネットワークの結果(図20)より、コアを介さないペリフェリのツリーどうしの結びつきがわずかに生じただけで連鎖倒産の規模が非常に大きくなり、その規模は取引数(次数)に応じて増大している。

5.5. 結論

本研究の実験結果より、同じノード数、同じ次数でも、つながり方によって発生する連鎖倒産の規模や傾向が違ふことから、ネットワークの構造がシステミックリスクの大きさに影響を与えていることが明らかになった。

特に、ペリフェリにあたる中小銀行同士の結びつきは、中小銀行自身にも、システム全体にも悪影響を及ぼすと考えられる。

一方で、コアとペリフェリに完全に二極化し、コアはコア同士で密接に結び付き、極力ペリフェリ同士が結びつかないようなネットワーク構造がシステミックリスクを局限できると考える。

また、コアは次数が高いため、多くのノードに影響を及ぼすが、結びついているノードが多いため、損失を十分に分散させることができ、損失の大きさの割に連鎖倒産を引き起こすような影響力は小さい。一方、ペリフェリは次数が小さいため影響力が非常に小さいように思われがちだが、同規模のペリフェリどうしでは相応の影響力があるため、大規模銀行から始まる連鎖倒産と同程度の行数の連鎖倒産を引き起こし得る。

現実の金融ネットワークの成長や、貸借関係の変化や推移を考えると、CPA や P model と非常に似通った成長の仕方をしていると考えられる。

今後の課題

今回のシミュレーションモデルでは、債務不履行が直ちに伝播していたが、現実では債権の回収までに時間の余裕がある場合が多い。この余裕を利用して、債務不履行を回避するための資金調達等が実施されることがある。この作用をモデルに組み込み、債務不履行の可能性が生じたエージェントが、資産に余裕のあるエージェントと取引を実施し、ネットワーク内で能動的にバランスを取るようなメカニズムを実装できれば、より現実に近い連鎖倒産が観察できると同時に、ネットワーク構造の変化についても何らかの知見を得られると考える。

今回のシミュレーションの設定では、自己資本比率3%、流動負債45%と一律に設定したが、現実の金融システムではバランスシートにバラつきがある。また、2008年にかけて発生した金融危機で、大規模な銀行が9行も破綻したことから分かるように、実際の財務状況は今回のシミュレーション設定よりも不安定である。現実に則ったシステミックリスクをモデル化するためには、モデルにそのような設定も組み込む必要があると考える。

また、今回は無向グラフを用いたため、全ての銀行の借入と貸出の量が等しく、偏りが無かったが、有向グラフを用いて債務の向きを特定し、貸借関係の大きさを入次数、出次数でバラつかせることにより、現実の貸借関係を反映したモデルを作成することが今後の課題である。

参考文献

- [1] E. Nier, J. Yang, T. Yorulmazer, A.

- Alentorn, “Working Paper No.346 Network models and financial stability,” Bank of England, 2008.
- [2] R. M. May , N. Arinaminpaty, “Systemic risk; the dynamics of model banking systems,” *Journal of The Royal Society Interface*, 2010.
- [3] D. K. Patro, M. Qi , X. Sun, “A simple indicator of systemic risk,” *Journal of Financial Stability*, 2012.
- [4] M. Rodriguez-Moreno , J. I. Pena, “Systemic risk measures; The simpler the better?,” *Journal of Banking & Finance*, 2012.
- [5] 杉田浩治, “システミックリスクの発生を如何にして防ぐか,” 日本証券経済研究所, 2010.
- [6] Securities Industry and Financial Markets Association, “Systemic risk information study,” Deloitte, 2010.
- [7] 今久保圭 , 副島豊, “コール市場の資金取引ネットワーク,” 著: *金融研究 2008.11*, 日本銀行金融研究所, 2008, pp. 47-99.
- [8] 稲岡創, 二宮拓人, 谷口健, 清水季子 , 高安秀樹, “金融機関の資金取引ネットワーク(金融市場局ワーキングペーパーシリーズ 2003-J-2),” 2003.
- [9] S. P. Borgatti , M. G. Everett, “Models of core/periphery structure,” *Social Networks* 21 pp.375-395, 1999.
- [10] T. Komatsu, H. Sato , A. Namatame, “Maximaizing cascade of innovation on networks,” *SICE Journal of Control, Measurement, And Sytem Integration*, Vol. 6, No.2, pp.001-010, 2013.
- [11] 小松孝紀 , 生天目章, “ネットワーク構造とカスケード現象の関係,” *日本シミュレーション学会論文誌*, Vol.4, No.2, pp.33-40, 2012.
- [12] 大内東, 山本雅人 , 川村秀憲, *マルチエージェントシステムの基礎と応用 複雑系工学の計算パラダイム*, コロナ社, 2002.