

銀行間取引の構造を考慮したシステミックリスクの研究

○橋本守人 倉橋節也 (筑波大学)

The study of Systemic Risk considering structure of Inter-bank transaction.

* M.Hashimoto and S.Kurahashi (University of Tsukuba)

Abstract— Systemic risk that propagates through financial systems causes insolvency or failure of particular financial institutions such as Bankruptcy of Lehman Brothers or European debt crisis. Although many researchers have challenged to find the propagation mechanism of the crisis in the inter-bank network, it is not clear completely yet. Namatame (2013)¹⁾ shows four fundamental models, Eisenberg-Noe model, GK model, NYIA model, and May model. We focus on May model which uses mean-field approximation methods of a network structure, and try to extend the model to Agent-based modelling with a realistic network structure. Considering the inter-bank transaction structure of Japan, this paper also examines a possibility of an effect of a capital infusion. The purpose of this study is to find a suggestion to help systemic risk reduce by reviewing and simulating several cases of defaults in financial institutions.

Key Words: Systemic risk, Agent based modeling, inter-bank network, mean field approximation

1 はじめに

リーマンショック、欧州危機等の事象に対して、個別の金融機関の支払不能や市場などの機能不全が金融システム全体に波及するとする「システミック・リスク」に関する研究が多数行われているが、銀行間ネットワーク上での危機の連鎖の仕組みは、未だ十分には解明されていない。それらの研究について、Namatame(2013)¹⁾は、Eisenberg-Noe Model, GK Model, NYIA Model, May Modelを代表的な4つの基本モデルとして取り上げており、本研究ではこれらのうち最新の研究であるMay Modelについて、次のような拡張を試みる。May Modelでは、ネットワーク構造を近似した平均場近似モデルを用いて検証をしているのに対し、本研究ではエージェントベースモデルを用いて、より現実的なネットワーク構造の下での検証を行なう。加えて、日本の銀行間取引の構造を考慮した資本注入効果を検証し、金融機関の破綻数への影響を考察することで、システミック・リスクを低減する資金援助の示唆を得ることを目的とする。

2 研究の背景

金融機関における資金取引の仕組みは複数の金融機関ネットワークで実現されている。ひと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おり、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、金融機関の秩序ある処理の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、どの金融機関に注入するか、どの程度資金援助を行うか、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を検証する必要がある。そこで、本研究では、銀行間取引の構造を考慮

したシステミック・リスクを対象とする。

3 先行研究

リーマンショック、欧州危機等の発生に対して、必ずしも日本が連動しているわけではなく (Fig.1)、資金取引ネットワークには解明されていない点が多い。

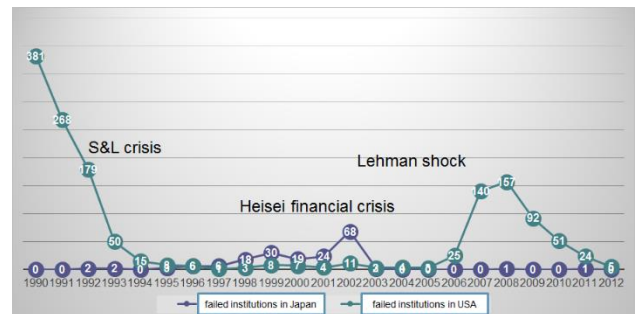


Fig. 1: Number of failed institutions Japan and USA.

システミック・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、副島 (2008) の「コール市場の資金取引ネットワーク」²⁾がある。

その中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。比較前後では、月中取引実績があった金融機関数は20%減少し、取引を行った金融機関の組み合わせ数は24%増加している結果となった。さらに、資金取引ネットワークが疎になっており、月中の総取引回数・総取引額の変化は3割程度減っていた。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 (Fig.2)。

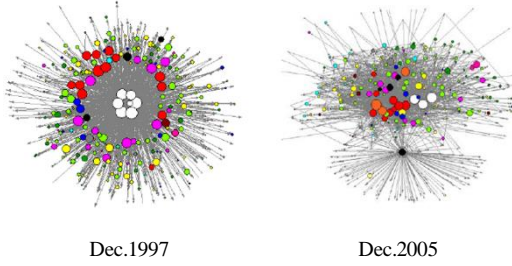


Fig. 2: Inter-bank network of Japan

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率的かつ効果的と述べている. システミック・リスクについては, 平時において想定されることは, 資金市場にストレスが生じていて, 特にコアの構成員がストレス下にある場合, 平時の資金仲介が機能しないリスクをあげている. 周辺でスター化しているローカルなネットワークで内部に資金が再分配される可能性あるとき, 構成員の一先がコアにつながる場合, 中央銀行の流動性供給手段にアクセス可能となることが重要であるとしている.

次に, システミック・リスクの基本モデルについて述べる. Namatame (2013) の”Simulation Models on Systemic Risks Fundamental model”¹⁾では, 以下の4モデルをシステミック・リスクの基本モデルとして定義した.

(1) [Eisenberg-Noe Model] Eisenberg, L, Noe, H., (2001). “Systemic risk in financial systems”³⁾

$N \times N$ マトリックスを使用し, システミック・リスクのシミュレーション研究のベースとなった.

(2) [GK Model] Gai, P and Kapadia, S (2007). “Contagion in Financial Networks.”⁴⁾

バランスシートの資産側から伝播のショックを測定し, 有向ネットワークとしてのワッツのカスケードモデルを拡張したものを採用した.

(3) [NYYA Model] Nier, E., Yang, J., Yorulmazer, T., and Alentorn, A (2008). “Network models and financial stability”⁵⁾

小規模の金融ネットワーク ($N=25$) を使用し, スケールフリーネットワークを含む大規模ネットワークに拡張可能なモデリングをした.

(4) [May Model] May, R., and Arinaminpathy, N (2010). “Systemic risk: the dynamics of model banking system”⁶⁾

Gai他とNier他は, 彼らのベンチマーク値の一つの値を変化させてモンテカルロシミュレーションを実施したが, 彼らは分析結果を提示していない. May他は分析結果を提示し, Nier他の結果をシミュレーションなしに平均場近似で検証した. May Modelでは, それぞれの銀行は同一のバランスシートを持ち, それぞれの銀行は外向きと内向きのリンクの数が一致するモデルである.

4 May Modelの検証

MayモデルのバランスシートはFig.3のとおりである.

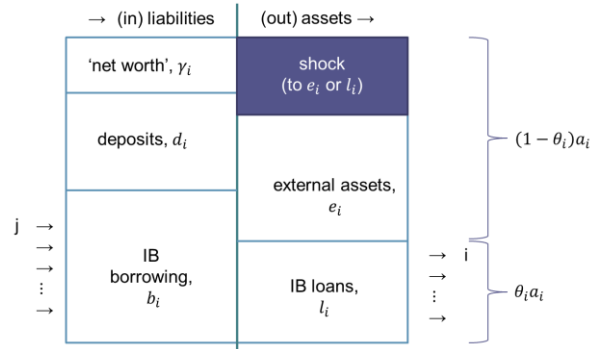


Fig. 3: Balance Sheet of May Model

May Modelでは, 金融機関の破綻の伝播をフェーズ毎にフェーズ1, フェーズ2, フェーズ3と定義している. まず, フェーズ1ショックは次のように規定される.

すべての銀行の資産は同じ値 : a
 対外資産に対するショックの割合 : f
 銀行間融資の割合 : l
 S(I) : フェーズ1ショック
 θ : 資産に対する銀行間融資の割合 (l/a)
 γ : 自己資本比率

$$S(I) = f(1 - \theta) \quad (1)$$

(2)式の時, 金融機関は破綻する.

$$S(I) > \gamma \quad (2)$$

次に, フェーズ2ショックの伝播では, フェーズ1の個別銀行による債務不履行が, 債務者銀行 (z) のフェーズ2ショックを発生させる.

z : IB融資の数 (IBネットワークの平均次数)

$$s(II) = \frac{[\theta, s(I) - \gamma] \text{MIN}}{z} \quad (3)$$

(4)式と置いたときに, (5)式, (6)式の条件で金融機関は破綻する.

$$\theta_c = \frac{f - \gamma}{1 + f} \quad (4)$$

$$\theta < \theta_c \quad \theta > z\gamma \quad (5)$$

$$\theta > \theta_c \quad \theta < 1 - \frac{\gamma(1 + z)}{f} \quad (6)$$

また, フェーズ3破綻も, 同様に定義できる.

$$s(\text{III}) = \frac{\{\theta, \frac{[\theta, f(1-\theta) - \gamma]_{\text{MIN}} - \gamma\}}{z}\}_{\text{MIN}}}{z} \quad (7)$$

破綻のショックを受けていない金融機関が受けるショックの回数の最大値を k_c 式と置いたときに, (9)式, (10) 式の条件で金融機関は破綻する.

$$k_c s(\text{III}) > \gamma \quad (8)$$

$$\theta < \theta_c \quad \theta > \gamma z(1+z^*) \quad (9)$$

$$\theta > \theta_c \quad \theta < 1 - \frac{\gamma(1+z+zz^*)}{f} \quad (10)$$

ただし, $z^* = z/k_c$ とする.

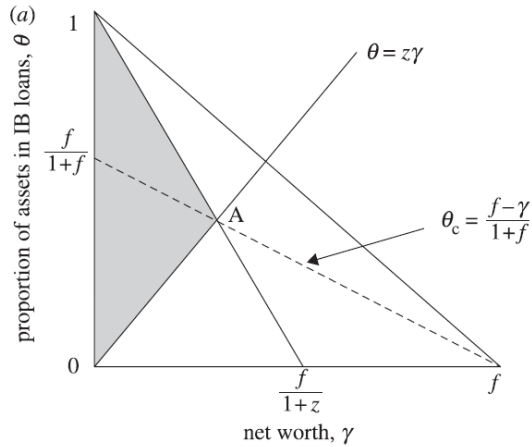


Fig. 4: Phase II shock

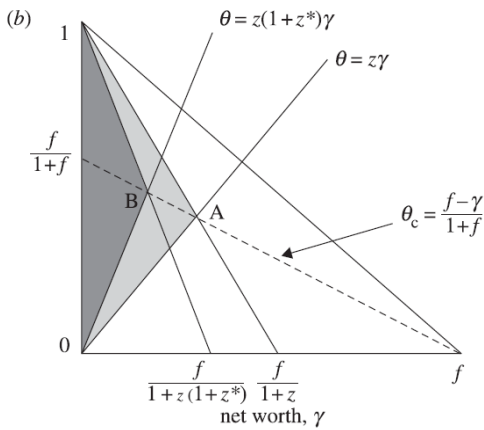


Fig. 5: Phase III shock

破綻はシャドウの領域だけで起こる. 薄いシャドウがフェーズ2ショックを表し, 濃いシャドウはフェーズ3ショックを表す. 破綻は $\theta \approx 0.5$ のとき最大化する. (縦軸 θ : 資産に対する銀行間融資の比率) (Fig.4, Fig.5)

5 エージェントベースモデリングへの展開

エージェントベースモデリングのアプローチは, まず, May Modelの平均場近似を検証し, その結果をNetlogoでモデリングし, シミュレーション結果を検証するというステップを踏んだ.

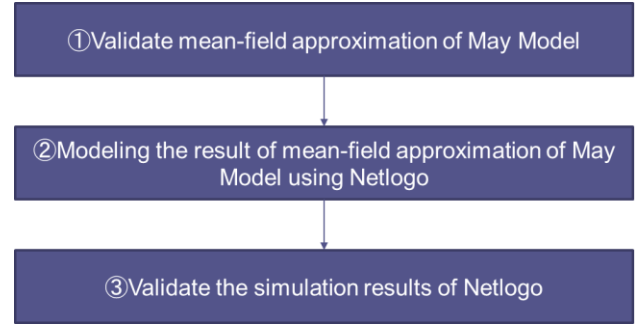


Fig. 6: The step of modeling using Netlogo

①May Modelでは, NYYA Modelのシミュレーション結果を平均場近似で検証している.

フェーズ1ショックは自己完結なので, フェーズ2ショックから以下の式で, 導出している.

$$\theta = 0.20, N = 25, p = 0.20, f = 1 \text{としたとき,} \quad (11)$$

$$z = p(N - 1)$$

$$(11) \text{式より, } z = 4.8$$

$$(4) \text{式より, } \theta < \theta_c \text{のとき,}$$

$$\theta > \gamma z \quad \gamma < \frac{\theta}{z} \approx 0.0417$$

$$\theta > \theta_c \text{のとき,}$$

$$\theta < 1 - \frac{\gamma(1+z)}{f} \quad \gamma < \frac{f(1-\theta)}{1+z} \approx 0.0417$$

同様に, フェーズ3ショックは以下のように導出される.

$$\theta < \theta_c \text{のとき, } \theta > \gamma z(1+z^*) \quad \gamma < \frac{\theta}{z(1+z^*)} \quad z^* =$$

$$\frac{z}{k_c} \quad k_c = 1, 2, 3$$

$$k_c = 1 \text{のとき, } \gamma = 0.20 / 4.8(1 + 4.8) \approx 0.00718$$

$$\text{同様に2のとき} 0.0122, \text{ 3のとき} 0.016$$

$$\theta > \theta_c \text{のとき, } \theta > 1 - \frac{\gamma(1+z+zz^*)}{f} \quad \gamma <$$

$$\frac{f(1-\theta)}{(1+z+zz^*)} \quad z^* = \frac{z}{k_c} \quad k_c = 1, 2, 3$$

net worth, γ に対する破綻金融機関数の結果を Fig.7 に示す.

Fig. 9: Agent Based Modeling of May Model

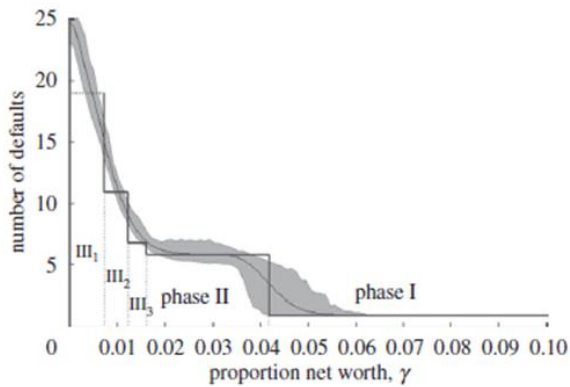


Fig. 7: Number of banks failing as a function of percentage net worth.

②May Modelの平均場近似をNetlogoでモデリングした (Fig.8) .

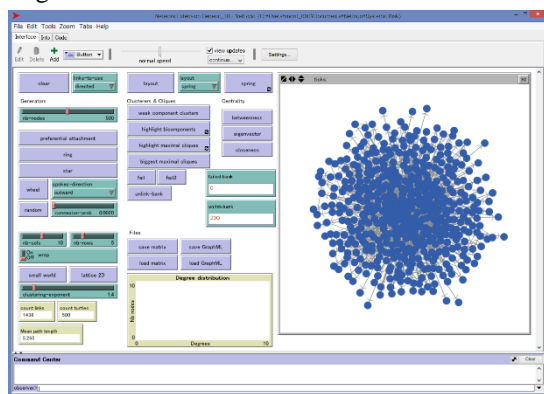
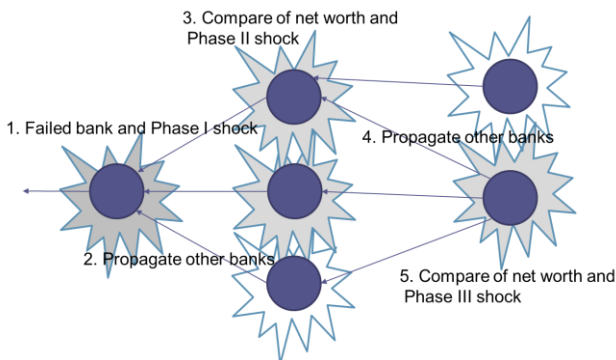


Fig. 8: May Model on Netlogo

モデル化は、Fig.9のように行った。まず、(1) フェーズ1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2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3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Fig.9のように複数回受ける可能性がある。



③Netlogoのシミュレーション結果を検証した。
次のパラメータを使用した。
Network, Random network
capital buffer, $\gamma=0.7$ (フェーズ1), 0.42 (フェーズ2), 0.016 (フェーズ3)
wiping out a fraction, $f=1$
lending ratio, $\theta=0.20$
probability of bank A lending to bank B, $p=0.2$

$N=25$ でノード1からノード25まで、シーケンシャルに破綻させた時に発生した平均破綻銀行数は21.16であった。これは、(Fig.5)でフェーズ3破綻の平均場近似の結果とほぼ同等であり、妥当なモデリングができていると思われる。

6 May Modelの拡張

May Modelを拡張するにあたり、媒介中心性の要素の採用を検討した。媒介中心性については、今久保、副島 (2008) の「コール市場の資金取引ネットワーク」²⁾でも言及しており、Müller (2003) が、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、流動性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。Müller[2003]では、債務者として重要な銀行ほど媒介中心性が高く、ネットワーク上の重要な位置を占める傾向があること、逆に債権者として重要な銀行にはこうした傾向が窺われないとしている。

次に、増田、今野 (2010) の「複雑ネットワーク 基礎から応用まで」⁷⁾では、カスケード故障についての言及の中で、防衛策が調べられており、媒介中心性が小さい点を除去すると、最終状態において故障する頂点数が減るとしている。これは、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と考え方による。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するので、除去してしまうほうが良いとしている。ただし、逆に媒介中心性の大きいリンクを除去すると、最終状態において故障する頂点数が減るとしている。

Randomネットワーク上で、以下のパラメータを用い各々のノードを1つずつ順番に破綻させ、ノード毎に連鎖して破綻した金融機関数の平均を計測した。その結果は、Fig.10の通りである。

wiping out a fraction, $f=1$
lending ratio, $\theta=0.20$
probability of bank A lending to bank B, $p=0.02$
number of banks, $N=500$

connection probability	count links	average defaults	average defaults drop max betweenness centrality node	average defaults drop min betweenness centrality node
0.02	5046	2.132	2.182	2.126
0.02	4878	2.514	2.506	2.496
0.02	4988	2.208	2.248	2.208

Fig. 10: Simulation results of extend May Model

ここでは、500ノードを順番に破綻させるパターン、最も大きい媒介中心性のノードのリンクを切断して破綻数を計測するパターン、最も小さい媒介中心性のノードのリンクを切断して破綻数を計測するパターンの計3パターンを、3回別のRandom networkを作成して計測している。

結果として、最も大きい媒介中心性のノードのリンクを切断して計測したパターンでは、3回のうち2回で破綻の連鎖数が増加した。また、最も小さい媒介中心性のノードを切断して計測したパターンでは、3回のうち2回破綻の連鎖数が減少し、1パターンでは同数であった。

ここで、ノードのリンクを切断することを考えてみると、このことは銀行間融資 (IB Loans) をやめることを意味する。つまり、リンクを切断したい金融機関に何らかの金銭的支援を行うことで、破綻のショックを軽減できることを示唆している。逆に、媒介中心性の高いノードの金融機関に金銭的支援を行った場合には、意図に反して破綻の連鎖を増加させてしまうことがありうることを示唆している。

Fig.10の結果の1番目のパターンについて、ノード毎の破綻数を比較したグラフ (Fig.11, Fig.12) を以下に示す。

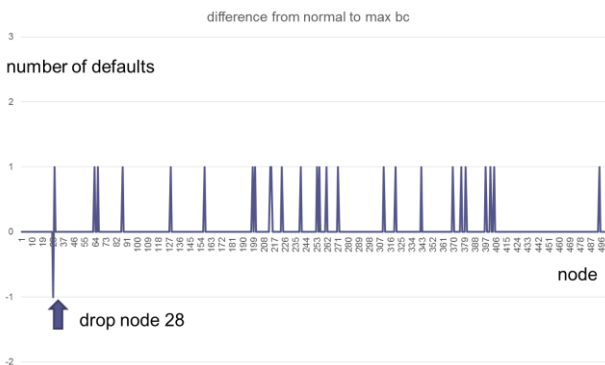


Fig. 11: number of defaults drop max BC node

Fig.11では、26ノードで1金融機関の破綻の連鎖の増加が発生し、1ノードで減少が発生した。

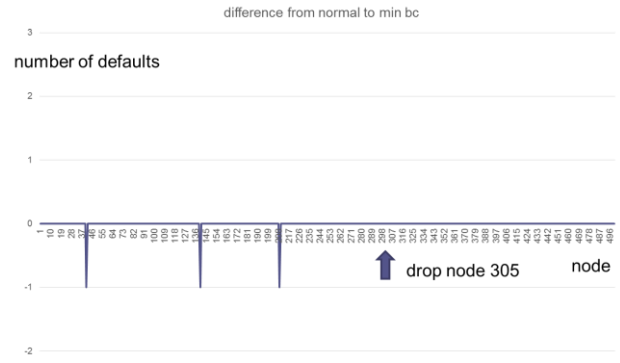


Fig. 12: number of defaults drop min BC node

Fig.12では、3ノードで1金融機関の破綻の連鎖の減少が発生した。

本結果より、媒介中心性の高いノードのリンクを切ると金融機関の破綻の連鎖が増加し、媒介中心性の低いノードのリンクを切ると金融機関の破綻の連鎖が減少する結果が得られた。

ここまでは、ランダムネットワークを銀行間ネットワークと見立てて検証を行ったが、今久保、副島 (2008) の「コール市場の資金取引ネットワーク」²⁾でも、銀行間ネットワークはべき乗分布に従うスケールフリー性があるとしている。例えば、借入金でみた企業規模がべき乗分布に従っており、大規模銀行が上位から中位にかけて融資を行い、小規模銀行が中位から下位にかけて融資を行うとすると、銀行の融資額の平均的な差にかかわらず、両銀行の企業別融資サイズの分布は、同一のべき乗分布に従うことになる。これは、大規模銀行にとっての大口先が存在するように絶対額は小さくとも小規模銀行にとっての大口先が存在し、こうした先が破綻した際の相対的なダメージは両行にとって同じぐらい大きいことを意味している。

そこで、以下のパラメータでスケールフリーネットワークを作成し、ランダムネットワークと同様の検証を行った。

Generate scale-free graphs according to the Barabasi-Albert model

number of nodes:500

the number of edges to add in each time step:3

average path length:2.276833

average transitivity:0.1857946

検証結果はFig.13, Fig.14の通りである。

number of edge	average defaults	average defaults drop max betweenness centrality node	average defaults drop min betweenness centrality node
3	1.528	1.494	1.530

Fig. 13: Simulation results of scale-free network

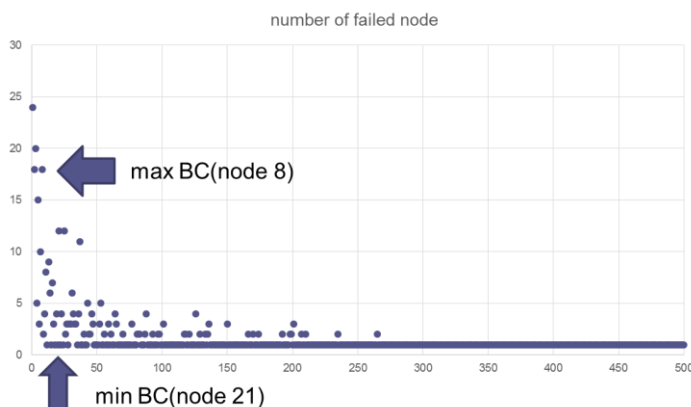


Fig. 14: number of defaults on scale-free network

本パターンでは、媒介中心性の高いノードの方が、破綻の連鎖を抑えることができている。だが、媒介中心性の低いノードを破綻させた場合の連鎖数が1に対して、媒介中心性の高いノードを破綻させた場合の連鎖数が24のため、連鎖の数の多いノードのリンクを切ることで平均連鎖数が抑えられたと考えられるため、さらなる検証が必要だと思われる。

7 今後の予定

本研究の今後の展開として次のものを検討している

1. 流動性供給の検討
2. リアリティのあるモデリング
3. Scale free network等のモデリング

参考文献

- 1) Akira Namatame, Simulation Models on Systemic Risks, IEEE Series of Computational Intelligence Singapore, April 16-19 (2013)
- 2) 今久保圭, 副島豊, コール市場の資金取引ネットワーク, 日本銀行ワーキングペーパー (2008)
- 3) Eisenberg, L, Noe, .H., Systemic risk in financial systems., Management Science 47(2):236/249 (2001)
- 4) Gai,P and Kapadia,S., Contagion in Financial Networks, Mimeo, Bank of England.(2007)
- 5) Nier, E., Yang, J., Yorulmazer, T., and Alentorn, A , Network models and financial stability, J. Econ. Dyn. Control 31, 2033/2060 (2007)
- 6) May, R., and Arinaminpathy, N, Systemic risk : the dynamics of model banking system, J. R. soc. Interface, 7, (46) 823/838 (2010)
- 7) 増田直樹, 今野紀雄, 複雑ネットワーク基礎から応用まで, 近代科学社 (2010)