

クラスタリング構造変化検知による 銀行間ネットワークの時間変化分析

Analysis of Inter-bank Network's Temporal Changes Using Clustering Structure Change Detection

仁木 裕太^{*1}
Yuta Niki

和泉 潔^{*1}
Izumi Kiyoshi

松島 裕康^{*1}
Hiroyasu Matsushima

坂地 泰紀^{*1}
Hiroki Sakaji

島田 尚^{*1}
Takashi Sshimada

^{*1}東京大学大学院 工学系研究科
School of Engineering, The University of Tokyo

In this research, a clustering structure change detection method is employed for analyzing temporal changes of the inter-bank network. The inter-bank network is constructed from data of Italian deposit trading system e-MID, and changes in the structure of the network that focused on the type of the bank are analyzed. By using clustering structure change detection, the change of the inter-bank network's structure after Lehman shock is detected, which depends on the type of bank.

1. はじめに

2008年に起きたリーマンショックを機に、金融システムについての研究が盛んになっている。本研究で着目する銀行間ネットワークも、金融システムの1つである。この分野に関する研究で用いられる手法は、大きくシミュレーションとデータ解析の2つに分かれるが、本研究はデータ解析の中でも複雑ネットワークの特徴量に基づく研究に当たる。

同様のアプローチの研究の中でも、銀行間ネットワーク全体の特徴量について分析するものと、特定の銀行に焦点を当てて分析するものがある。Fingerらの研究[Finger 13]では、日次・月次・四半期・年次の4種類の集計区間で銀行間ネットワークの特徴量を計算し、リーマンショック時に特徴が変化していることを明らかにしたが、集計区間が日次の場合、値が安定せず分析が困難であった。Kuzubasらの研究[Kuzubas 14]では、トルコ金融危機が起きた2000年頃のトルコの銀行間ネットワークについて、破綻したDemirbankに着目して分析がなされたが、特定の銀行に注目すると銀行間ネットワーク全体の議論ができない。

そこで本研究では、Hiraiら[Hirai 12]によって提案されたクラスタリング構造変化検知を用いて、クラスターごとの特徴量の時系列を分析することで、銀行間ネットワークのミクロ・マクロの関係性について分析することを狙いとする。

2. クラスタリング構造変化検知

各時刻 t において、6次元のデータが銀行間ネットワークのノードの数 n_t 個入力される。 $X_t = (x_{1t}, \dots, x_{n_t t})$ とする。このとき、 $x_{it} \in \mathbb{R}^6 (i = 1, \dots, n_t)$ である。6次元のデータは、クラスター係数・入次数中心性・出次数中心性・次数中心性・媒介中心性・固有ベクトル中心性の値からなる。 K_t を時刻 t におけるクラスター数とする。また、ノード i の属するクラスターを $z_{it} \in K_t$ とし、 $Z_t = (z_{1t}, \dots, z_{n_t t})$ と表す。

クラスタリングを行うモデルとして、ガウス混合分布を用いる。各時間ステップで、モデル選択規準 MSC が最小となるクラスター数を最適なクラスター数として選択して計算を行う。 MSC は、ガウス混合分布モデルについてのベイズ情報量規準 BIC [Schwarz 78]と、クラス

ター数の遷移確率 $P(K_t | \hat{K}_{t-1}; \hat{\alpha}_t)$ の符号長 $l(K_t | \hat{K}_{t-1}) = -\log P(K_t | \hat{K}_{t-1}; \hat{\alpha}_t)$ の和とする。クラスター数の遷移確率およびパラメータ $\hat{\alpha}_t$ は以下のように定義する；

$$P(K_t | \hat{K}_{t-1}; \alpha) = \begin{cases} 1 - \hat{\alpha}_t & (K_t = \hat{K}_{t-1} \text{ のとき}), \\ \hat{\alpha}_t/2 & (K_t = \hat{K}_{t-1} \pm 1 \text{ のとき}). \end{cases}$$

$$\hat{\alpha}_t = \frac{(N_t + 1/2)}{t}.$$

ただし、 N_t は時刻 $t-1$ までのクラスター数が変化した回数とする。また、 α_t はクリシェフスキー・トロフィモフの推定法[Krichevsky 81]によって推定するものとする。

3. 本研究で用いるデータとその処理

銀行間預金の取引をオンラインで行うプラットフォームe-MID[emi]がある。本研究では、イタリア銀行及びイタリア銀行と取引のある国外銀行が、1999年から2016年の間にe-MIDを介して行った取引データをもとに分析を行う。取引データから銀行間ネットワークを構築する前に、以下の前処理を行う。

1. 取引成立から満期までの期間が1日である、翌日物取引を抽出する。
2. ネットワークを構築する際のエッジの向きを資本が移動する方向に統一する。

銀行間ネットワークの構築は営業日ごとに行う。時間幅 τ が20営業日の時間窓を設けて、時刻 $t-\tau+1$ から t の取引データを抽出し、時刻 t の銀行間ネットワークを構築する。このとき、抽出された取引データの中に同じ銀行間の取引が複数ある場合も、ネットワークのエッジは1本とし、エッジの重複は考慮しない。

次に、構築した銀行間ネットワークについて、以下のネットワーク特徴量をノードごとに計算する。クラスター係数は、無向グラフに対して定義される特徴量であるため、構築した銀行間ネットワークを無向グラフに変換してから計算する。

- クラスター係数

連絡先: 仁木 裕太, 東京大学大学院工学系研究科, 東京都文京区本郷 7-3-1, 03-5841-1867, b2018yniki@socsim.org

- 次数中心性（入次数・出次数・2つの和）
- 媒介中心性
- 固有ベクトル中心性

4. 解析結果

4.1 クラスタ数の推移

1999年から2016年の全期間のクラスタ数の推移を、図1に示す。全期間を通して、クラスタ数は2から5の間で主に推移していることが分かる。その中で、クラスタ数が8まで上昇した2003年の時点と、クラスタ数が7となった2008年の時点が特徴的である。本研究では、2008年の時点について詳細に分析を行う。

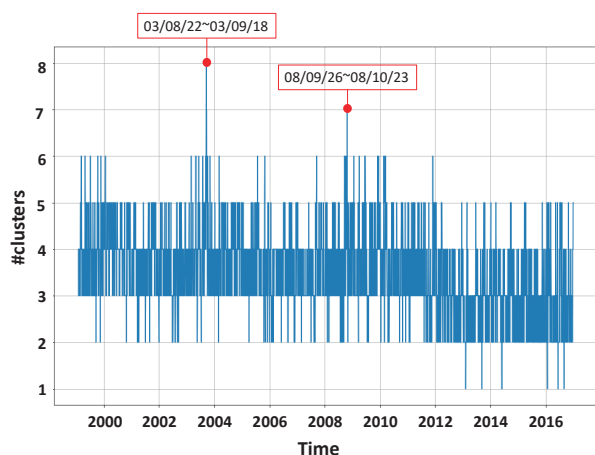


図 1: 1999 年から 2016 年の間のクラスタ数の推移。

2008年8月から10月までの期間のクラスタ数の推移を図2に示す。クラスタ数が7まで増えた10月23日の時点が特徴的だが、9月15日を境にクラスタ数の変化のパターンが変わった様子が見える。そこで、9月15日前後でどのように変化にしたかに着目して考察する。

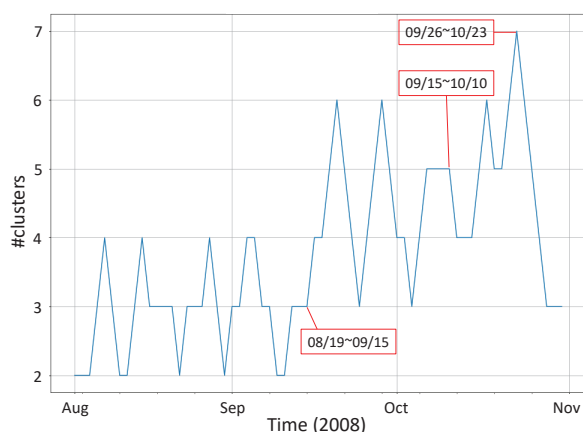


図 2: 2008 年 8 月から 10 月の間のクラスタ数の推移。

4.2 次数中心性とクラスタ係数

クラスタごとの次数中心性とクラスタ係数の平均値について、9月15日前後の変化を図3に示す。Sakiyamaらの研究

[Sakiyama 16]によると、次数が低くクラスタ係数が高いクラスタ1が特定の相手とのみ取引する小銀行、次数・クラスタ係数がともに低いクラスタ3が大銀行と取引のある中銀行、次数が最も大きいクラスタ2が大銀行と考えられる。9月15日前後の間の変化は、クラスタごとによって異なることが分かるがその解釈は困難である。そこで、他の特徴量についての時系列から分析を行う。

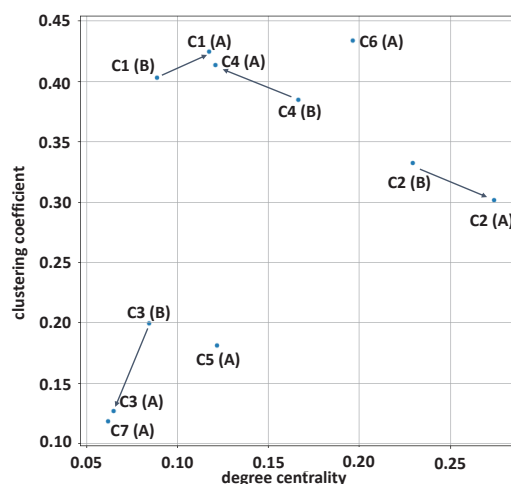


図 3: 2008 年 9 月 15 日前後についてクラスタごとの次数中心性とクラスタ係数の平均値を表す散布図。括弧内の文字は、B が 8 月初めから 9 月 15 日より前・A が 9 月 15 日以降から 10 月末までの期間を示す。

4.3 他の特徴量の時系列

まず、入次数中心性と出次数中心性の時系列について分析する。銀行間ネットワークにおいて、入次数は資本流入の度合、出次数は資本流出の度合を表す。

図4を見ると、リーマンショックが起きた9月15日直後にクラスタ2（大銀行）の入次数中心性の値が急上昇したあと、すぐに大幅に減少している。その後、大銀行の入次数中心性が以前と似た値に落ち着くのと入れ替わるように、クラスタ1（小銀行）の入次数中心性が増加している。小銀行の入次数中心性は、何度か高い値を取った後、10月下旬に大きく減少している。

図5を見ると、9月15日直後はクラスタ3（中銀行）の出次数中心性の値が上昇している。また、9月下旬からは大銀行の値が上昇した後、10月中旬まで高い値となっている。

このことから、大銀行が9月15日直後に取引のある中銀行から資本を回収して自己資本を増強したことや、リーマンショックの影響を受けた小銀行が9月下旬から大銀行の資金援助を受けていることが推察できる。

次に、固有ベクトル中心性について分析する。銀行間ネットワークにおいて固有ベクトル中心性は、取引相手が他の銀行にとってどれだけ重要かを反映した値である。

図6を見ると、9月15日の後の小銀行と大銀行の取引が活発になった期間では、大銀行との取引が生まれた小銀行の固有ベクトル中心性の値が大きくなり、逆に小銀行との取引が増えた大銀行の値は低くなっている。その後、大銀行との取引が切られた時刻を境にクラスタ2の値が大幅に減少している様子も見られる。

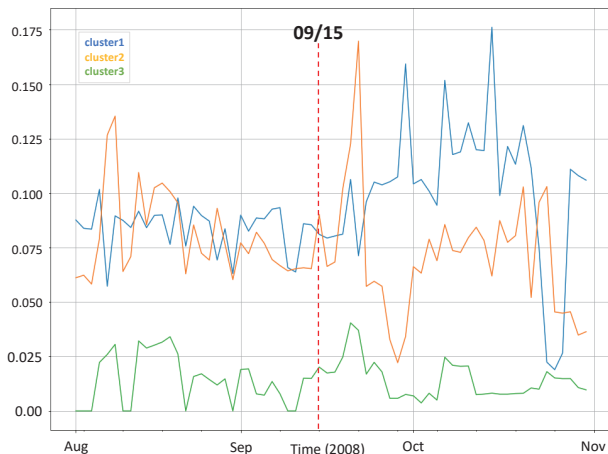


図 4: クラスターごとの入次数中心性の推移.

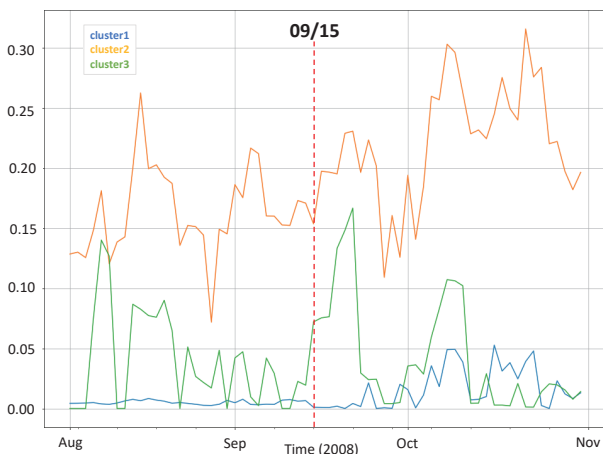


図 5: クラスターごとの出次数中心性の推移.

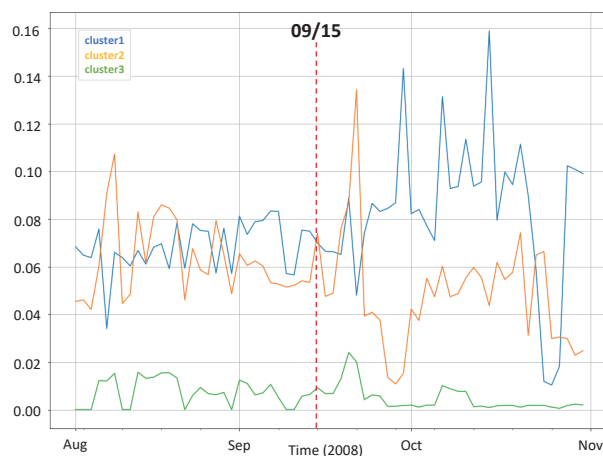


図 6: クラスターごとの固有ベクトル中心性の推移.

5. まとめと展望

本研究では、e-MID のデータを元に構築した時系列性を持つ銀行間ネットワークに対して、クラスタリング構造変化検知を用いて、銀行の種類ごとのネットワーク特徴量について営業日単位の推移について分析を行った。分析の結果、リーマンショック後の期間について、銀行の種類によって異なるダイナミクスの特徴が見られた。また、この特徴の違いについて、銀行間ネットワークに沿った解釈を与えることができた。

今後の展望としては、本研究の分析で得られた知見をもとに、シミュレーションのモデルを設計することを考えている。具体的には、シミュレーション開始時に強制的に銀行を倒産させた後、銀行の種類に対応した挙動をするようにモデル化ができれば、より現実 に即したシミュレーションになると考える。

参考文献

- [emi] e-MID の Web ページ: <https://www.e-mid.it/en/> 2019 年 1 月 17 日閲覧
- [Finger 13] Finger, K., Fricke, D., and Lux, T.: Network analysis of the e-MID overnight money market: the informational value of different aggregation levels for intrinsic dynamic processes, *Computational Management Science*, Vol. 10, No. 2-3, pp. 187–211 (2013)
- [Hirai 12] Hirai, S. and Yamanishi, K.: Detecting changes of clustering structures using normalized maximum likelihood coding, in *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*, pp. 343–351 ACM (2012)
- [Krichevsky 81] Krichevsky, R. and Trofimov, V.: The performance of universal encoding, *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 27, No. 2, pp. 199–207 (1981)
- [Kuzubaş 14] Kuzubaş, T. U., Ömercikoğlu, I., and Saltoğlu, B.: Network centrality measures and systemic risk: An application to the Turkish financial crisis, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 405, pp. 203–215 (2014)
- [Sakiyama 16] Sakiyama, T. and Yamada, T.: Market liquidity and systemic risk in government bond markets: A network analysis and agent-based model approach, *IMES Discussion Papers*, No. 2016-E (2016)
- [Schwarz 78] Schwarz, G., et al.: Estimating the dimension of a model, *The annals of statistics*, Vol. 6, No. 2, pp. 461–464 (1978)