

イタリア銀行間ネットワークの推移のクラスタリング解析

仁木裕太¹, 島田尚^{2,3}, 和泉潔²

¹ 東京大学 工学部システム創成学科 ² 東京大学 工学系研究科システム創成学専攻

³ 東京大学 数理・情報研究教育センター

概要

銀行間預金のオンライン取引システム e-MID で行われた銀行の取引データから, 1999 年から 2016 年の期間について年度毎の相対取引量のネットワークを抽出した。さらにこれら各年のネットワークをその構造の類似度にもとづいてクラスタリングし, 3 つの特徴的構造と比較的孤立した 2008 年, 2015 年とに分類されることを見出した。

A clustering analysis of the temporal evolution of the network of Italian inter-bank trades

Yuta Niki¹, Takashi Shimada^{2,3}, Kiyoshi Izumi²

¹ Department of Systems Innovation, Faculty of Engineering, The University of Tokyo

² Department of Systems Innovation, School of Engineering, The University of Tokyo

³ Mathematics and Informatics Center, The University of Tokyo

Abstract

The network structure and its change in time is studied using data of Italian interbank trading system, e-MID. We construct the network of relative volumes of interbank trades for each year for the period from 1999 to 2016. From a top-down clustering method, we find that these yearly networks are classified into 3 clusters and relatively isolated years: 2008 and 2015.

1 はじめに

金融ネットワークの発達・複雑化に伴い, 金融システムとしてのリスクが増大していると言われていいる。本研究ではこの課題に対して, 金融システムの中でも銀行間ネットワークを対象にする。銀行間ネットワークに注目した先行研究の多くが, 2008 年に起きた世界的に起きた金融危機の仕組みを解明し, システミックリスクを把握できるようにすることを目的としている。Kobayashi [1] らは, 人のコミュニケーションパターンの研究を応用した日次の銀行間取引モデルを構築し, モデルを取引実データにフィッティングすることで提案モデルの妥当性を示したが, 銀行間ネットワークの構造について時系列での特徴については詳しく議論されていない。同様に取引デー

タを扱った Finger ら [2] の研究では, 銀行間ネットワークを分析する際に集計する期間を年次・四半期・月次・日次の 4 種類で行い, 日次より長い期間集計することで安定したネットワークの指標が得られた。この研究ではネットワークの指標の変化を元に議論していて, 年度間の類似度についての判別が困難になっている。そこで本研究では, Münnix ら [3] の研究を参考に, 取引データから年次の銀行間ネットワークを構築しそれらに対してクラスタリングを行うことで, 類似度の高いネットワーク構造を特定し, その特徴を分析する。

2 使用データ

銀行間預金のオンライン取引システム e-MID [4] で 1999 年から 2016 年にかけて行われた、イタリアの銀行間ネットワークの時系列取引データを用いる。また、取引データの中でも翌日物預金 (overnight¹) の分析を行った。e-MID での取引のほとんどが翌日物預金の取引であることが理由で、2010 年には全体の 90% にまで増えている。[2]

3 分析

3.1 重み付き隣接行列

以下では 1999 年から 2016 年の間に少なくとも 1 回 e-MID 上で取引を行った 355 行の銀行を対象とする。各年 $t \in [1999, 2016]$ の銀行間取引ネットワークについて、まず年間総計での取引量により有向の重み付き隣接行列 $\mathbf{A}(t)$ を構成する。ここで $\mathbf{A}(t)$ の各成分 a_{ij} は t 年における貸出銀行 i から借入銀行 j への取引量の総和である。各年のノード数 (銀行数) N_t と平均強度 $\langle s_i \rangle = \frac{\sum_{i,j} a_{ij}}{N_t}$, 入強度の揺らぎ σ_s^{in} , 出強度の揺らぎ σ_s^{out} を図 1 に示す。 $N_t, \langle s_i \rangle$ とともに変化が大きいため、以下では取引量 a_{ij} そのものではなく各年 t についての取引割合 b_{ij} :

$$b_{ij} = \frac{a_{ij}}{N_t \langle s_i \rangle} \quad (1)$$

により銀行間取引構造を分析することとする。 b_{ij} を成分に持つ各年の重み付き隣接行列を $\mathbf{B}(t)$ とする。

作製した重み付き隣接行列の例が図 2 である。縦軸が貸出銀行で横軸が借入銀行、取引量が多い対を濃い青で表現してある。このような取引構造は各年ごとに変化するので、以下ではその変化の特徴付を試みる。

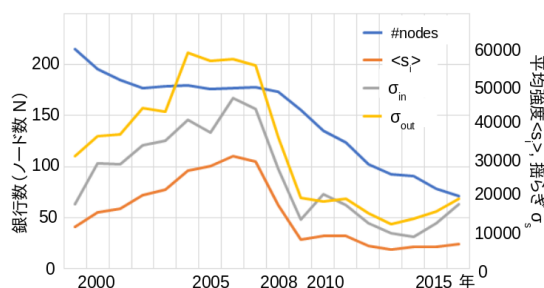


図 1: ノード数と平均強度, 強度の揺らぎ

¹ 1 日で満期を迎える取引で超短期の資金調達・資金供給を目的に担保を預けずに行う。

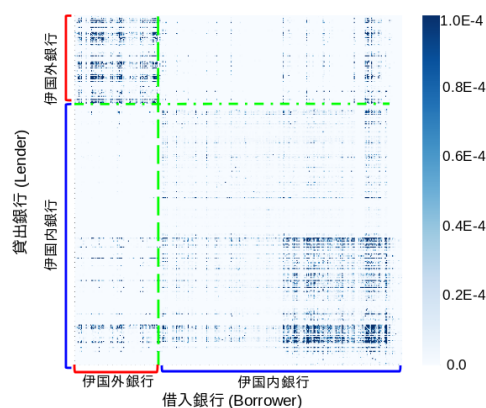


図 2: 銀行間取引構造の全観測期間平均: $\langle \mathbf{B}(t) \rangle$

3.2 年度間の類似度

t_1 年と t_2 年の構造 $\mathbf{B}(t_1)$ と $\mathbf{B}(t_2)$ の比較をするため、構造間の距離 d を各成分の差分の絶対値の線形和で定義する:

$$d(t_1, t_2) \equiv \sum_{i,j} |b_{ij}(t_1) - b_{ij}(t_2)|. \quad (2)$$

図 3 に $d(t_1, t_2)$ を示す。03 年-07 年, 09 年-11 年, 12 年-14 年, 15-16 年のように年度の近い隣接行列の構造は類似度が高く、一方で 2008 年より前とより最近 (2012 年-2016 年) の間の構造は類似度が低いことなどが伺える。

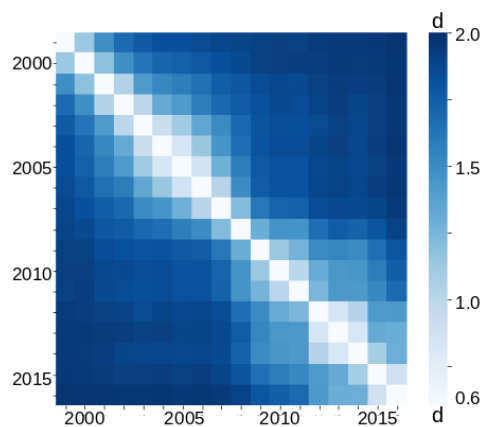


図 3: 各年度の取引構造間の類似度. 距離の定義は絶対値和。

3.3 トップダウンクラスタリング

次に、時間的に離れているかどうかに関わらず、類似度の高いネットワークのグループを抽出することを目指してクラスタリングを行う。用いるクラス

タリングの手法は階層型クラスタリングの1つであるトップダウンクラスタリングで、再帰的に行う各2分割にはk-means法を用いる。

1. 全取引ネットワーク $B(t)$ ($t \in [1999, 2016]$) を1つのクラスターに属しているものと見なす。
2. 隣接行列の中からある2つの組をクラスター中心の初期値に選ぶ。
3. その他の取引ネットワークについて、距離がより近い方のクラスター中心のラベルを付ける。
4. 新しく生まれたサブクラスターについて、サブクラスターの重心を新たなクラスター中心に設定して、3のラベリングを行う。
5. 4のプロセスを、ラベルに変化が起こらなくなるまで繰り返す。
6. クラスター中心の初期値について、全パターンに対して上記の計算を行った後、クラスター中心との距離の平均が最小のものを最適な2分割として採用する。
7. 以上の最適2分割を、各クラスターがもとの各年のネットワークに分解されるまで繰り返す。

取引ネットワークとクラスター中心（重心）との距離は、元々の類似度を同様に (i, j) 成分の差分の絶対値の和と定義する。クラスターのクラスター中心 C の成分を c_{ij} とすると、クラスター中心 C と隣接行列 B の距離は以下の式になる。

$$d(B, C) \equiv \sum_{i,j} |b_{ij} - c_{ij}| \quad (3)$$

1999年から2016年各年の取引割合の取引ネットワーク $B(t)$ にトップダウンクラスタリングを行った結果の樹形図を図4に示す。[5]

図4から、99年-02年と03年-07年の各年で構成されるクラスター1、09年-11年のクラスター2、12年-14年と16年で構成されるクラスター3、の3つのクラスターに大きく分類されることが分かる。また、2008年と2015年が他のクラスターから比較的孤立していることもうかがえる。

3.4 各クラスターの構造

各クラスターと2008年、2015年それぞれについて、それらの構造（取引量の割合）の1999年から2016年の全期間からの差分を図5に示す。赤で表示されている部分が全期間よりも割合が高く活発に行われている取引を表し、青は逆に低調な取引を表している。

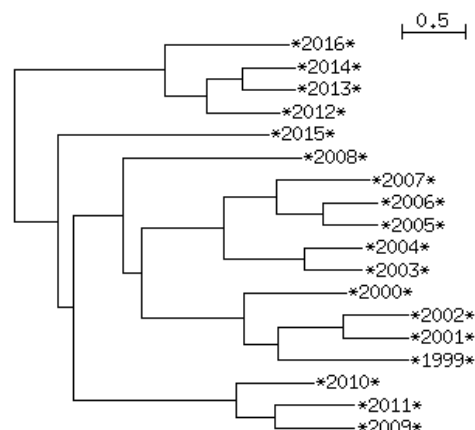


図4: 各年の取引割合の構造をトップダウンクラスタリングした樹形図。距離の定義は絶対値和。

クラスター1では、他のクラスターと比較して大きな割合で取引を行うイタリア国外の銀行の数が多くなっている。また、取引を行うイタリアの銀行は他のクラスターと異なり右下の部分には集中していない。クラスター2では、イタリア国外の銀行の活発な取引の割合がクラスター1と比較して激減しており、イタリア銀行間の活発な取引も右下の部分に集中している様子がわかる。クラスター3はクラスター2と比較して大きな違いは確認できないが、取引を行っているイタリアの銀行の数に減少が見られる。図4で孤立した2008年では、イタリア国外の銀行の活発な取引の様子が見られる一方、取引を行う国内の銀行は右下の部分に集中していて、クラスター1とクラスター2の特徴を併せ持っているといえる。2008年と同様に孤立していた2015年については、取引を行うイタリア銀行が減少したクラスター3と比較してもさらに減少している。

4 まとめと展望

クラスタリング解析により、図3の年度間類似度では確認できなかった2008年と2015年が孤立している様子を発見できた。また図5から、2008年については隣接するクラスターと異なる特徴が明らかになり、2015年に関してはクラスター3と比較して取引を行うイタリア銀行の減少していることが分かった。2008年と2015年について実際の欧州情勢と結びつけると、2008年はリーマンショック、2015年にはギリシャ危機の再燃があり、銀行間ネットワークの構造変化の要因になりえる出来事があった。今後の研究として以下のことを考えている。

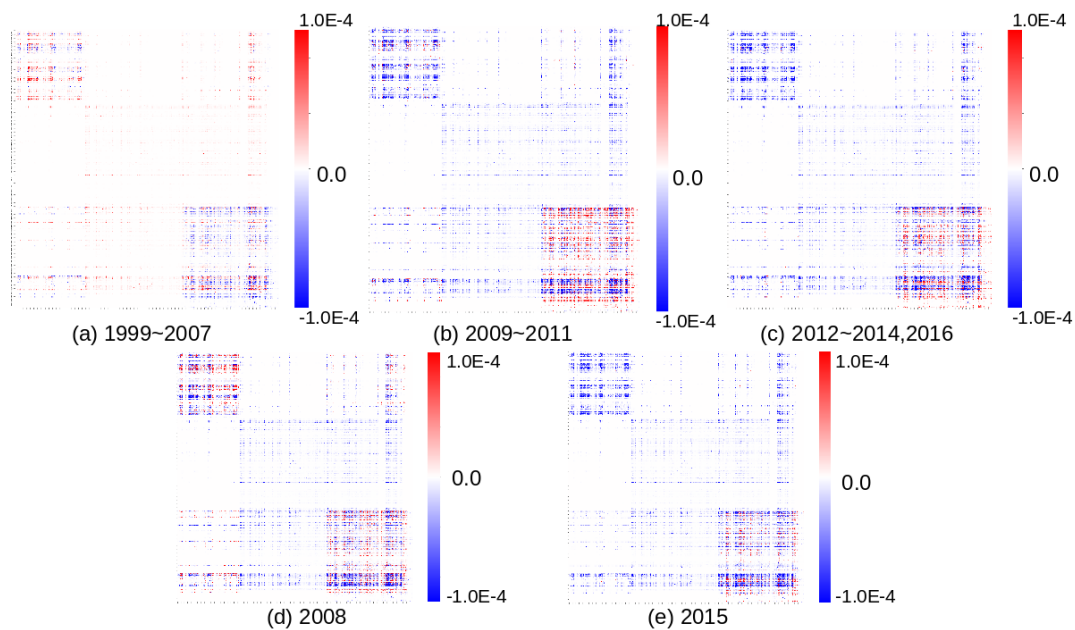


図 5: 全期間平均とのギャップ

1. イタリア国外の銀行の取引が理由でクラスター 1, 2 の特徴が分けられたので, 国外の銀行を除いた取引構造に対してクラスタリングを行った際に異なる特徴が見られるか検証する.
2. ノードごとの次数とクラスター係数からクラスタリングを行うことで主要銀行と小銀行に分類する [6] ことで, 銀行の分類ごとのネットワークについて構造の特徴に違いがないか調べる.

補足: 異なる定義のノルムの場合について

式 (2), (3) では距離を絶対値和によって定義したが, この距離を 2 乗和にした場合の結果を図 6 に示す. 絶対値和 (図 3) では類似度が高い 2015 年と 2016 年について, 2 乗和 (図 6) ではより類似度が低く算出されるなどの違いがあることが分かる. しかしながら, この 2 乗和距離でのクラスタリングの結果は絶対値和での結果と同じであった.

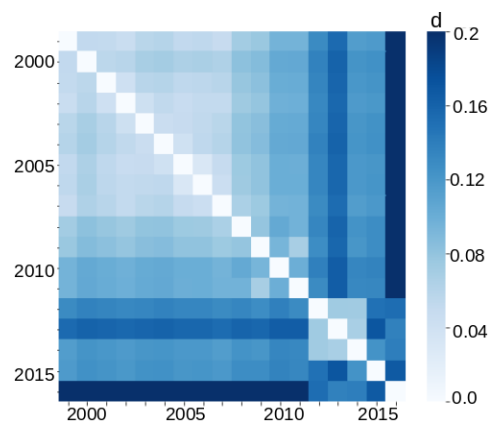


図 6: 年度間の銀行間取引構造の類似度. 距離の定義は 2 乗和.

参考文献

[1] Teruyoshi Kobayashi and Taro Takaguchi, EPJ Data Science **7-1** (2018) 15.

[2] Karl Finger, Daniel Fricke, and Thomas Lux, Computational Management Science **10** (2013) 187-211.

[3] Michael C. Münnix, et. al., Scientific Reports **2** (2012) 644.

[4] 1990年にイタリア銀行のオンライン取引システムとして作られ, 現在はユーロ圏とアメリカの銀行間預金取引に利用されている: <https://www.e-mid.it/>

[5] 樹形図のプロットには NJplot を用いた: <http://doua.prabi.fr/software/njplot>

[6] Toshiyuki Sakiyama and Tetsuya Yamada, IMES Discussion Paper Series, **E-13** (2016).