

金融ネットワークにおけるコロナショックのリスク定量化

Risk of coronavirus shock in financial network

鈴木 琉之介[†] 足立 智子[†]
Ryunosuke Suzuki Tomoko Adachi

1. はじめに

金融ネットワークは、株価リターンをノード(頂点)とし、相関係数をリンク(辺)としたグラフで表すことができる。ある時刻 t において過去 N 日分(主に $N=5, 20$)のリターンから Pearson 相関係数を求め、リンク距離や重みを求め、金融ネットワークを構成する。リッチ曲率は、金融ネットワークを特徴付ける量であり、金融危機などのイベントに反応できていることがわかっている。

本研究では、赤松・中川(2023)[1]と赤松・中川・山田(2024)[2]をもとに、金融ネットワークを、重み付きの木グラフで表す。先行研究では、 $N=20$ としてイベント前後 15 日間や 20 日間の営業日ごとの時間変化を観測していた。本研究では、期間 N を一か月間の株式市場の取引日数とし、月ごとの時間変化を観測することで、コロナショック前後の長期間の変化を調べる。

2. 用語の説明と先行研究

リッチ曲率を用いた金融ネットワークのリスク定量化については、先行研究[1, 2, 3]があり、ブラックマンデー(1987年10月19日)などの金融イベントを調べている。

金融ネットワークの定義を、[1]から引用する。

1. 各銘柄(のリターン)をノードとした完全グラフを考える。
2. 時刻 t において過去 N 日分リターンから各銘柄間の Pearson 相関係数を求める。時刻 t における銘柄 i, j 間の相関係数を $C_{ij}(t)$ とおく。
3. 各銘柄 i, j に対して $D_{ij}(t) := \sqrt{2(1 - C_{ij}(t))}$ と変換し、これを期間 t における銘柄 i, j 間の距離とする。銘柄間の距離はグラフ距離とは異なる値であることに注意する。
4. 距離行列 $D(t) = (D_{ij}(t))$ のもとで各時刻 t における最小全域木 $MST(t)$ を求める。
5. 最後に、 $C_{ij}(t) \geq 0.75$ だが $MST(t)$ の辺には含まれていない銘柄のペア (i, j) を距離 $D_{ij}(t)$ の情報と共に $MST(t)$ に追加する。このようにして構成されたグラフ $G^N(t)$ を、時刻 t における金融ネットワークと呼ぶ。 N の値が分かる場合は $G(t)$ のように省略して記す。

上述の項目 3 の距離 $D_{ij}(t)$ は、グラフ理論で用いる距離とは異なる。Samal 21[3]では「ultrametric distance measure」と呼んでいる。本稿では、「リンク距離」と呼ぶ。

3. 提案手法

本研究では、二つの手法 A, B で金融ネットワークを構成する。リッチ曲率を計算し、コロナショック(2020年2, 3月)のリスク定量化を試みる。

[†] 静岡理科大学情報学部コンピュータシステム学科
Department of Computer Systems, Faculty of Information, Shizuoka Institute of Science and Technology

用いるデータは、[4]より 2019年1月から2021年12月までの TOPIX と TOPIX17 の各業種(全 17 業種)とする。TOPIX17 の各業種とは、(1)食品、(2)エネルギー資源、(3)建設・資材、(4)素材・化学、(5)医薬品、(6)自動車・輸送機、(7)鉄鋼・非鉄、(8)機械、(9)電機・精密、(10)情報通信・サービスその他、(11)電気・ガス、(12)運輸・物流、(13)商社・卸売、(14)小売、(15)銀行、(16)金融(除く銀行)、(17)不動産である。

まず、TOPIX の始値、高値、安値、終値のデータを取得し、エクセルでローソク足の株価チャートを作成する。当日大きく値下がりした取引日を調べる。

次に、TOPIX17 の各業種において、「前日の終値・当日の終値」をリターンとし、金融ネットワークを構成する。金融ネットワークは、先行研究[1,3]の手法に従い、木グラフとする。TOPIX17 の各業種(全 17 業種)をノード(頂点)としているので、木グラフの頂点数は 17 である。

時刻 t における業種 x, y 間のリンク距離 $D_{xy}(t)$ に対して、時刻 t の辺 (x, y) の重み $w(t; x, y)$ を $w = 1/D_{xy}(t)$ で定める。次式で与えられる先行研究[2]の Forman リッチ曲率 $\kappa_F(x, y)$ を用いる。

$$\kappa_F(x, y) := 4 - \sum_{e_x \in E_x} \sqrt{w(x, y)/w(e_x)} - \sum_{e_y \in E_y} \sqrt{w(x, y)/w(e_y)}$$

3.1 手法 A

本手法では、リターンの平均を取る期間 N を、 $N=20$ とする。時刻 t の期間は、2020年3月2日から2020年4月27日までの取引日 40 日間とする。本手法では、時刻 t は 1 取引日ずつ変化する。

作成する金融ネットワーク(17 頂点の木グラフ)は、時刻 $t = 1, 2, \dots, 40$ の 40 個ある。時刻 t 毎にリッチ曲率を求め、 $17 \times 17 = 289$ で除する。これをリッチ曲率の平均と呼ぶ。時刻 t に対するリッチ曲率の平均値の変化を調べる。

3.2 手法 B

本手法では、期間 N を一か月間の株式市場の取引日数とする。時刻 t の期間は 2019年1月4日から2021年12月30日までの取引日 729 日間(36 ヶ月間)とする。本手法では、時刻 t は 1 ヶ月ずつ変化する。

時刻 $t = 1, 2, \dots, 36$ の金融ネットワークを作成し、時刻 t 毎にリッチ曲率の平均を求め、その変化を調べる。

4. 結果

4.1 コロナショックを含む約 2 ヶ月間の動き

本節では、2020年3月2日から2020年4月27日までの取引日 40 日間について調べた結果を述べる。

図 1 は、この約 2 ヶ月間における TOPIX のチャート(ローソク足)である。図 1 から、当日中に大きく値下がりした取引日を探す。「(当日の終値) - (当日の始値)」が -30 より

小さい値を取っている年月日は、7取引日あった。そのうち、-40より小さい値を取っている年月日とその値(当日下降分)は、以下である。

2020年3月3日 1,505.12 - 1,547.29 = -42.17
 2020年3月9日 1,388.97 - 1,442.62 = -53.65

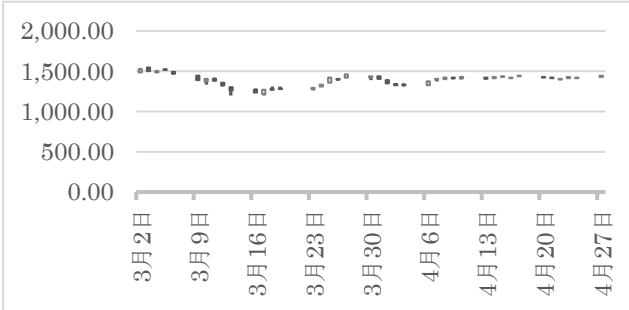


図1 2ヶ月間のTOPIXのチャート

提案手法Aにより、リターンの平均を取る期間 $N = 20$ として、時刻 $t = 1, 2, \dots, 40$ の金融ネットワーク(17頂点の木グラフ)を作成した。時刻 t 毎に17個のリッチ曲率の平均を求め、図2にグラフを表示した。

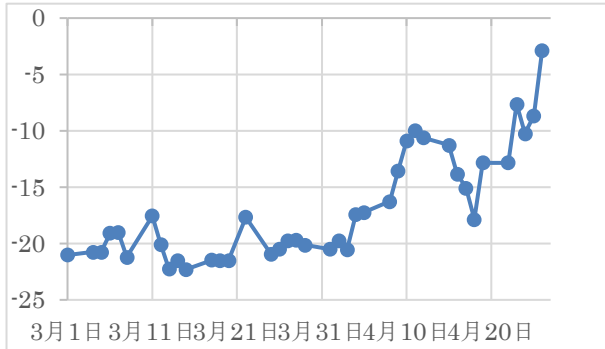


図2 2ヶ月間の金融ネットワークのリッチ曲率

時刻 $t = 1$ (2020年3月3日)の金融ネットワークのリッチ曲率は、過去20日間のリターンの平均だから、2020年2月3日からのリターンが影響している。同様に、時刻 $t = 40$ (2020年4月30日)のリッチ曲率は、2020年4月2日からのリターンが影響している。

先行研究の結果から、金融イベントが生じたときにリッチ曲率は大きく上昇することが知られている。図2から、リッチ曲率の値が大きく上昇している取引日を探す。「(当日のリッチ曲率の平均値) - (前日のリッチ曲率の平均値)」が5より大きな値を取っている年月日とその値(上昇分)は、以下である。

2020年4月19日 -12.82 - (-17.85) = 5.03
 2020年4月23日 -7.63 - (-12.82) = 5.19
 2020年4月26日 -2.85 - (-8.65) = 5.79

2020年4月19, 23, 26日にTOPIX17へ影響するコロナショックによるリスクは、上述の通り定量化できた。

4.2 コロナショックを含む3年間の動き

本節では、2019年1月4日から2021年12月30日までの取引日729日間(36ヶ月間)について調べた結果を述べる。

図3は、この3年間におけるTOPIXのチャート(ローソク足)である。図3から、当日中に大きく値下がりした取引日を探す。「(当日の終値) - (当日の始値)」が-30より小さい値を取っている年月日は、17取引日あった。そのうち、

-40より小さい値を取っている年月日は3取引日で、第4.1節の2取引日以外では、下記である。

2021年11月30日 1,928.35 - 1,969.75 = -41.40

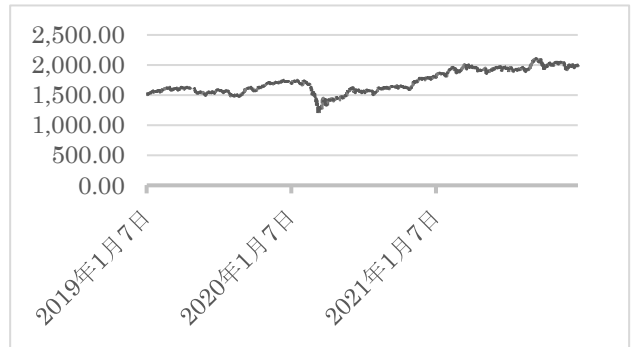


図3 3年間のTOPIXのチャート

提案手法Bにより、期間 N を一か月間の株式市場の取引日数として、時刻 $t = 1, 2, \dots, 36$ の金融ネットワーク(17頂点の木グラフ)を作成し、時刻 t 毎に17個のリッチ曲率の平均を求め、図4にグラフを表示した。

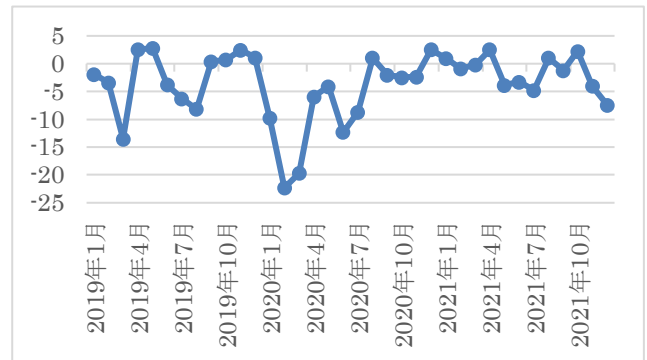


図4 3年間の金融ネットワークのリッチ曲率

図4から、リッチ曲率の値が大きく上昇している取引日を探す。「(当月のリッチ曲率の平均値) - (前月のリッチ曲率の平均値)」が8より大きな値を取っている年月日とその値(上昇分)は、以下である。

2019年4月 2.5104 - (-13.503) = 16.013
 2019年9月 0.3898 - (-8.198) = 8.578
 2020年4月 -5.948 - 19.67 = 13.724
 2020年8月 1.0135 - (-8.7038) = 13.724

上記の中で2020年4,8月の数値が、コロナショックによるリスクを定量化した値になる。コロナショックによる影響は2020年4月だけでなく8月にも生じていたことがわかった。手法Bにより長期間の変化を調べることができた。

参考文献

- [1] 赤松 朋哉, 中川 慧, “最適輸送理論とリッチ曲率による金融ネットワークリスクの定量化”, 第37回人工知能学会全国大会論文集(2023), 1M4GS1002, pp.1-4.
- [2] 赤松 朋哉, 中川 慧, 山田 大貴, “最適輸送理論による離散曲率を用いたグラフアルゴリズムと金融市場への応用”, 人工知能学会論文誌, 39巻4号(2024), pp.1-9.
- [3] A. Samal, H. K. Pharasi, S. J. Ramaia, H. Kannan, E. Saucan, J. Jost, A. Chakraborti, “Network geometry and market instability”, Royal Society open science, volume 8, issue 2 (2021), pp.1-18, DOI: 10.1098/rsos.201734.
- [4] インベスティング・ドットコム日本版, “マーケット-日本の株価指数-TOPIX17”, Web ページ, <https://jp.investing.com/indices>, 参照日 2025年4月28日.