

情報流通の基礎理論から FinTech へ —オンラインユーザダイナミクス研究の新展開—

From the Fundamental Theory of Information Propagation to FinTech:
New Developments in Research on Online User Dynamics

会田雅樹 Masaki AIDA

高野知佐 Chisa TAKANO

川島幸之助 Konosuke KAWASHIMA

アブストラクト ソーシャルメディアの発展により、オンライン上のユーザ行動と実社会の現象との間に強い結びつきが生まれている。特に「ネット炎上」や「バズ」といった現象は、オンラインユーザダイナミクスの活性度が突発的に増大する典型的な例であり、その影響は企業活動や社会的評価、更には経済動向にまで及ぶ可能性がある。本研究では、オンライン上のユーザ間に生じる相互の影響を、局所性と因果律に基づく基礎理論として定式化し、そこから理論的に予測される現象が、実際のオンラインデータ上でも確認されることを示す。更に、この枠組みを応用した社会実装として、企業関連ニュースの早期検知を行うことで、株式市場での投資判断支援を目指した FinTech 分野への応用例を示す。具体的には、基礎理論に基づく予兆検知を用いて投資シミュレーションを行うことで、高いパフォーマンスの株式投資に結びつく投資判断が可能であることを示す。加えて、この技術は流行予測、防犯対策、国家安全保障など、社会の多様な領域にも適用可能であることを指摘し、オンラインユーザダイナミクスに基づく社会リスク予測技術としての将来展望を示す。

キーワード オンラインユーザダイナミクス, 振動モデル, 予兆検知, スペクトル解析, FinTech 応用

Abstract The rapid development of social media has created a strong interconnection between online user activities and real-world phenomena. Events such as online firestorms and viral trends represent typical cases in which the activity level of online user dynamics suddenly intensifies, potentially influencing corporate behavior, public perception, and even economic trends. In this study, we formulate the mutual influences arising among users in online spaces as a fundamental theoretical framework based on the principles of locality and causality, and demonstrate that the phenomena theoretically predicted using this framework can also be observed in real online data. Furthermore, as a social implementation of this framework, we present an application to the FinTech domain, in which early detection of corporate-related news is utilized to support investment decisions in stock markets. Specifically, investment simulations based on the proposed early-warning detection method reveal that predictive indicators derived from the theoretical framework enable high-performance investment decisions. In addition, this technology is expected to be applicable to various other domains, including trend forecasting, crime prevention, and national security, suggesting promising prospects for developing a social risk prediction technology grounded in online user dynamics.

Key words Online user dynamics, Oscillation model, Early-warning detection, Spectral analysis, FinTech applications

1. はじめに

現代社会において、ソーシャルメディアの発展は人々の情報発信や意見形成のあり方を大きく変化させた。オンライン上でのユーザ行動は、もはや単なる仮想的な交流の域を超え、政治・経

済・文化など実社会の現象と密接に結びついている。特に、短期間で膨大な注目を集める「ネット炎上」や「バズ」と呼ばれる現象は、オンラインユーザダイナミクス (Online User Dynamics: OUD) の活性度が突発的に増大する典型的な例であり、その影響は企業活動や社会的評価、更には市場の動向にまで及ぶことが知られている。このように、オンライン上の情報流通は実社会の動きと不可分な存在となりつつあり、その動態を理解し、適切な対策を講じることは、社会的にも経済的にも極めて重要な課題となっている^{(1), (2)}。

オンラインユーザダイナミクスに関する研究の多くは、以下の2種類のアプローチに類型化することができる。

- データサイエンス的アプローチ
- 現象論的アプローチ

データサイエンス的アプローチは、実データの観測に基づいて現象の理解を目指すものである。情報ネットワークで取得できる様々なビッグデータを解析することで、関連する社会現象を説明・予測しようとするアプローチで、近年の AI 技術の進展

会田雅樹 正員：フェロー 東京都立大学システムデザイン学部情報科学科

E-mail aida@tmu.ac.jp

高野知佐 正員 広島市立大学情報科学部

E-mail takano@hiroshima-cu.ac.jp

川島幸之助 正員：フェロー 東京都立大学システムデザイン学部情報科学科

E-mail k-kawa@cc.tuat.ac.jp

Masaki AIDA, Fellow (Dept. of Computer Science, Faculty of Systems Design, Tokyo Metropolitan University, Hino, Tokyo, 191-0065 Japan), Chisa TAKANO, Member (Dept. of Computer and Network Engineering, Faculty of Information Sciences, Hiroshima City University, Hiroshima, 731-3194 Japan), and Konosuke KAWASHIMA, Fellow (Dept. of Computer Science, Faculty of Systems Design, Tokyo Metropolitan University, Hino, Tokyo, 191-0065 Japan).

電子情報通信学会 基礎・境界サイエティ

Fundamentals Review Vol.19 No.4 pp.207-217 2026 年 4 月

©電子情報通信学会 2026

とも関連して大きな発展を遂げている。現象論的アプローチは、観測される特定の現象に対して、それを記述する数理モデルを構築し、観測結果の理解を図るものである。更に、観測データに基づいてモデルパラメータを適切に調整し、社会現象を再現することで、その背後にある数理的構造の把握を図る。これらはいずれも実データに基づいており、実験的なアプローチであるといえる。

一般論として、科学技術の発展は本来、理論と実証の健全な相互補完関係によって支えられるべきである。この観点から、オンラインユーザダイナミクスの分野においても、上記二つのアプローチに加え、データ駆動型の分析とは異なる第三のアプローチとして

- 基礎理論的アプローチ

を考える必要がある。これは、純粋な理論的視点から現象を考察するものであり、従来のデータ駆動的アプローチでは得られなかった因果構造に基づく予測と解釈を可能にする。なお、これら3種類のアプローチは互いの優劣を論じるものではなく、互いを補い合うように関連し合うことで、研究対象の深い理解に至るものと信じる。

我々はこれまで、基礎理論的アプローチによるオンラインユーザダイナミクスの理解を目指し、局所性と因果律に基づく数理モデルを定式化してきた^{(3)~(5)}。また、そこから理論的に予測される現象が実際のオンラインデータにおいても確認されることを示すとともに、この理論に基づくオンラインユーザダイナミクスの特異な挙動に関する予兆検知技術の展開と、その社会応用の可能性について検討してきた^{(6)~(9)}。

本解説論文では、我々の検討してきたオンラインユーザダイナミクスの基礎理論の枠組みから、その社会応用の可能性までを概説する。本稿の構成は以下のとおりである。2.節では、オンラインユーザダイナミクスの基礎理論の概要を説明する。3.節では、上記基礎理論から理論的に導かれる予測について説明する。4.節では、理論的に予測される現象が、実際のオンラインソーシャルネットワーク(Online Social Networks: OSN)上で観測されることを例示する。5.節では、これまでの理論と実験の結果に基づき、ネット炎上の予兆検知技術について概説する。6.節において、予兆検知技術が幅広い社会応用の可能性を秘めていることを論じた後、7.節においてFinTech分野への応用を例示する。

2. OUDの基礎理論

本節では、OUDの基礎理論構築に向けた基本的な考え方を示し、我々が基礎理論として提案している振動モデルの概要を述べる。更に、ネット炎上の発生メカニズムがOSN構造からどのように説明されるのかについて解説する。

2.1 OUDの振動モデルの枠組み

OUDの振る舞いは人々の行動や思考に起因するものであり、それらを詳細に記述する方向での理論の構築は極めて困難であ

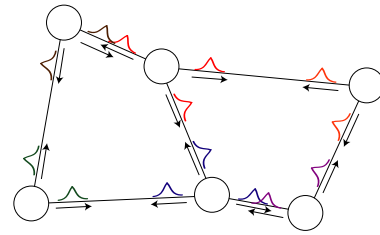


図1 ソーシャルネットワーク上のリンクを介して伝播するユーザ間の影響

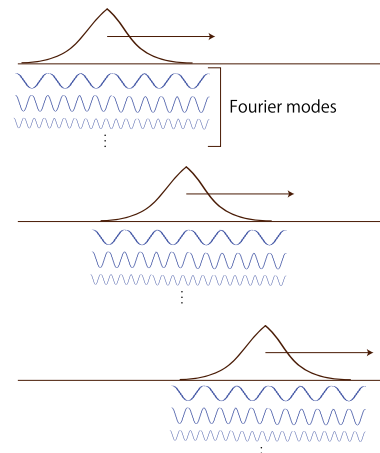


図2 ユーザ間に伝わる影響の波形のフーリエ変換

ると考えられる。我々は、行動や思考の詳細な記述には立ち入らず、誰もが受け入れ可能な基本的な第一原理に基づく理論を構築し、そこから論理的に導かれる現象を考察する枠組みを採用している。

まず、ユーザをノードとし、ユーザ間の直接的な影響の有無や強さを表す重み付きの有向リンクとして、OSNの構造を表す有向グラフを考える。有向リンクは知り合い同士のユーザ間のみには張られているわけではなく、匿名掲示板などを介して見知らぬ人とリンクが張られることもあるし、知り合い同士でも影響を与え合っていない時間はリンクが存在しないこともある。そのような有向グラフは、観測は困難かもしれないが、論理的にはそのようなOSN構造が存在していることを前提とする。

次に、OSNを対象にした第一原理として局所性と因果律を仮定する。局所性とは、ユーザ間に働く直接的な相互作用が、リンクで直接結ばれたユーザ間に限定されるという性質である。これは、OSNのリンクの定義にほかならない。因果律とは、原因とその結果があるとき、原因の方が必ず時間的に先に起こるという性質である。これが覆されることは考えられない。このとき、ユーザ間の影響は図1に示すように、リンクを介して有限速度で伝播することになる。また、その影響の波形を図2のようにフーリエ変換で三角関数に分解すると、分解された各三角関数も同様に有限速度で伝播する。つまり、有限速度での伝播を記述する方程式は波動方程式である。このことから、OUDはネットワーク上の波動方程式で記述されることが導かれる。このように得られる基礎理論を振動モデルと呼ぶ^{(3),(4)}。

波動方程式は、理工系の様々な分野に類出する重要な方程式で、その性質は既に十分に調べられている。しかし、振動モデ

ルで扱う波動方程式は、ほかの分野に現れる波動方程式と大きく異なる特徴をもつ。ユーザ間に及ぼされる影響の強さが一般に非対称であることから、OSN の構造は一般に有向グラフであり、振動モデルは有向グラフ上の波動方程式を扱う。物理的な世界の現象は全て作用・反作用の法則（ニュートンの第三法則）が成り立つが、OSN ではユーザ間の影響の非対称性から、作用・反作用の法則に対応する規則が成り立たない。このため、振動モデルが記述する世界は、物理的な実世界の波動方程式とは異なる現象が含まれることになる。これにはエネルギー保存則が破れる現象も含まれ、後述するように、ネット炎上をエネルギーの発散と解釈し、ネット炎上の発生メカニズムを OSN 構造と結びつけて理解することができる。

2.2 ネットワーク上の波動方程式

n ノードからなる有向グラフ $G(V, E)$ で表されるオンラインソーシャルネットワークを考える。ただし $V = \{1, 2, \dots, n\}$ はノードの集合、 E は有向リンクの集合である。また、 $i, j \in V$ に対して有向リンク $(i \rightarrow j) \in E$ の重みを $w_{ij} (> 0)$ とする。 $G(V, E)$ の隣接行列 $\mathbf{A} = [A_{ij}]_{1 \leq i, j \leq n}$ を

$$A_{ij} := \begin{cases} w_{ij}, & (i \rightarrow j) \in E \\ 0, & (i \rightarrow j) \notin E \end{cases} \quad (1)$$

と定義する。また、次数行列を $\mathbf{D} := \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$ と定義する。ここで $d_i := \sum_{j \in \partial i} w_{ij}$ はノード i の重み付き出次数であり、 ∂i はノード i の隣接ノードの集合である。更に $G(V, E)$ のラプラシアン行列を $\mathbf{L} := \mathbf{D} - \mathbf{A}$ と定義する。

次に、時刻 t におけるノードの状態ベクトルを $\mathbf{x}(t) := (x_1(t), \dots, x_n(t))^T$ とする。ここで、 $x_i(t) \in \mathbb{C}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) は時刻 t におけるノード i の状態である。このとき、 $G(V, E)$ 上の波動方程式は以下のように書ける。

$$\frac{d^2}{dt^2} \mathbf{x}(t) = -\mathbf{L} \mathbf{x}(t) \quad (2)$$

波動方程式 (2) を解くためには、ラプラシアン行列の固有値・固有ベクトルが必要である。有向グラフのラプラシアン行列の固有値は実数とは限らないが、無向グラフでは固有値は実数（しかも非負）であることが知られており、固有ベクトルも互いに直交するように選べることが知られているため扱いやすい。そのため、まずは無向グラフを対象として、その後有向グラフの場合を考察する。

OSN を連結な無向グラフとした場合のラプラシアン行列の固有値 λ_μ ($\mu = 0, 1, \dots, n-1$) を昇順に並べ、以下のようにする。

$$0 = \lambda_0 < \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_{n-1}$$

また、固有値 λ_μ に属する長さ 1 の固有ベクトルを \mathbf{v}_μ とする。ここで、固有ベクトルの直交性から $\mathbf{v}_\mu \cdot \mathbf{v}_\nu = \delta_{\mu\nu}$ である。

波動方程式 (2) の解となる状態ベクトル $\mathbf{x}(t)$ をラプラシアン行列の固有ベクトルで展開して

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{\mu=0}^{n-1} a_\mu(t) \mathbf{v}_\mu$$

と表す。ここで、 $a_\mu(t)$ は展開係数であり、振動モードと呼ぶ。波動方程式 (2) の解を与える振動モードは、 $\mu \neq 0$ に対して以下のように得られる。

$$a_\mu(t) = c_\mu^+ \exp(-i\omega_\mu t) + c_\mu^- \exp(+i\omega_\mu t) \quad (3)$$

ここで、 c_μ^+ 、 c_μ^- は初期条件によって定まる定数であり、

$$\omega_\mu := \sqrt{\lambda_\mu} \quad (4)$$

は固有角振動数と呼ばれる。

波動方程式の解から、OSN 全体の振動エネルギー E_{nw} を計算すると、以下ようになる。

$$E_{\text{nw}} = \frac{1}{2} \sum_{\mu=1}^{n-1} \lambda_\mu A_\mu^2 = \sum_{\mu=1}^{n-1} \lambda_\mu (|c_\mu^+|^2 + |c_\mu^-|^2) \quad (5)$$

ここで、 $A_\mu = \sqrt{2(|c_\mu^+|^2 + |c_\mu^-|^2)}$ である。この式から、無向グラフの場合の振動エネルギーは時間に依存しないことが分かる。

2.3 振動エネルギーとノード中心性

振動エネルギー E_{nw} のもつ物理的な意味を説明する前に、準備としてノード中心性について簡単に述べておく。

ノード中心性とは、ネットワークの中で各ノードがどの程度重要な働きをしているかを示す重要度や活性度の指標であり、重要性の尺度によって様々なノード中心性が知られている。その中で、特に重要で基本的なものに、次数中心性と媒介中心性がある。次数中心性とは、ノード次数の高いノードの重要性を高く評価する指標で、うわさの拡散に関する各ノードの寄与を評価するなどの用途がある。媒介中心性は、多くの経路が経由する「経路の要」の中継ノードを高く評価する指標で、ノード故障時の影響の大きさを評価するなどの用途がある。図 3 は、ネットワークの中で次数中心性の高いノードと媒介中心性の高いノードを例示したものである。重要性の尺度が異なるため、それぞれの中心性の高いノードは一般に異なっている。これらのノード中心性は、ネットワーク構造のみで決まるため、ネットワークが偏りなく利用されている状況を前提として重要性を議論していることに注意する必要がある。例えば、図 3 の左側のクラスタに閉じた情報交換が行われているときに、青ノードや右側の赤ノードの中心性が高いとはいえないのである。

振動エネルギー (5) は OSN 全体のエネルギーであるが、ノードごとの振動エネルギーの和で書き換えることができる。このとき、ネットワークが偏りなく利用されているという条件のもとで、リンクの重みを全て 1 とすると、各ノードの振動エネ

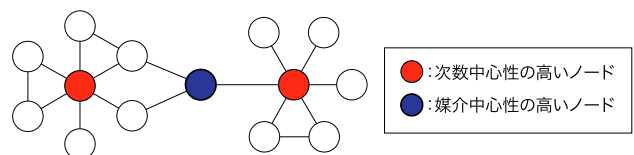


図 3 ノード中心性

ギーは次数中心性を与える。また、リンクの重みとしてリンクを通過する経路数を与えると、各ノードの振動エネルギーは媒介中心性に関連した(定数 $n-1$ を加えた)量を与える。この結果は、振動モデルが、局所性と因果律の基本的な仮定のみから、次数中心性と媒介中心性を統一的に位置づけられることを意味している。更に、初期条件を変えてエネルギーを算出することにより、ネットワークの利用状況が偏っている場合のノード中心性も議論できる。このため、振動エネルギーはノード中心性の一般化概念とみなすことができる(4)。(5)

2.4 有向グラフの振動エネルギーとネット炎上

有向グラフでは、ラプラシアン行列の固有値は一般に複素数の範囲で値を取り、固有ベクトルも一般に直交しなくなる。まずは、固有値は実数であるが、固有ベクトルが一般に直交しない場合を考えよう。このとき、OSN 全体のエネルギーは

$$E_{nw} = \frac{1}{2} \sum_{\mu=1}^{n-1} \lambda_{\mu} A_{\mu}^2 + \sum_{\mu=1}^{n-1} \sum_{\nu=\mu+1}^{n-1} A_{\mu} A_{\nu} \omega_{\mu} \omega_{\nu} (\mathbf{v}_{\mu} \cdot \mathbf{v}_{\nu}) \times \cos [(\omega_{\mu} - \omega_{\nu})t + (\theta_{\mu} - \theta_{\nu})] \quad (6)$$

となる。ここで、 θ_{μ} 、 θ_{ν} はそれぞれ振動モード μ 、 ν の初期位相である。無向グラフの場合(5)と比較して、時間に依存する項が付け加わっており、振動エネルギーが時間に依存することが分かる。これは、作用・反作用の法則が破れたことにより、エネルギー保存則が破れたことを意味する。

次に、ラプラシアン行列 \mathcal{L} の特定の固有値 λ_{μ} が虚数になった場合の振動エネルギーを考えてみよう。(4)の関係式から、 λ_{μ} が虚数の場合は固有角振動数 ω_{μ} も虚数になるので、ある $a, b \in \mathbb{R}$ を用いて

$$\omega_{\mu} := \sqrt{\lambda_{\mu}} \rightarrow a + bi, \quad (a, b \in \mathbb{R})$$

と置き換える。これを振動モード(3)に代入することで

$$a_{\mu}(t) = c_{\mu}^{+} \exp(+bt) \exp(-iat) + c_{\mu}^{-} \exp(-bt) \exp(+iat)$$

となる。このことは、固有角振動数の虚部 b が振動モードの振幅に寄与することを意味しており、 b の符号によって $\exp(+bt)$ または $\exp(-bt)$ が時間とともに発散する。そのため、振動エネルギーが時間とともに発散する現象が現れる。

振動エネルギーは、ノード中心性の拡張概念としてネットワーク内のノードの活動強度を表しているため、その発散はネット炎上のような OUD の異常活性化に対応すると解釈できる。このように、ネット炎上の発生要因を、OSN の構造から決まるラプラシアン行列の固有値に関連づけて理解することができる(4)。

3. 基礎理論から導かれる予測

前述したとおり、振動モデルの枠組みでは、OSN の構造変化

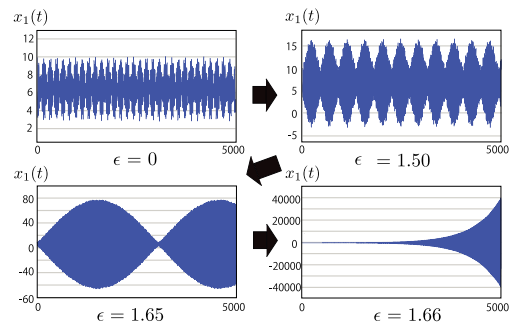


図4 ネットワークの連続的な構造変化に伴うノード状態変化例

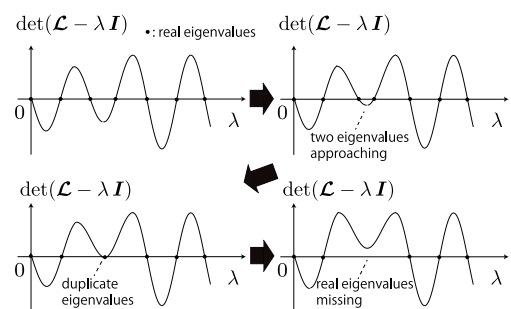


図5 ネットワークの構造変化に伴うラプラシアン行列の特性多項式の形状変化

に起因するユーザダイナミクスの過度な活性化は、構造変化に伴ってラプラシアン行列 \mathcal{L} の固有値が変化し、一部の固有値が実数から虚数に変化することで発生する。この状態変化に伴い、ネットワークの状態にどのような変化が現れるかについて、理論的な予測を述べる前に、まずは簡単な実験結果を示す。

図4は、振動エネルギーが保存するネットワーク構造から徐々にリンクの非対称性が大きくなるように変化させたときの、ネットワーク内のある特定のノードの状態の実部の時間変化を示したものである。リンクの非対称性を表すパラメータは ϵ で、 $\epsilon = 0$ から始めて $\epsilon = 1.66$ の状態に達したときに、ラプラシアン行列に虚数の固有値が出現するようになっていく。前節の議論のとおり、 $\epsilon = 1.66$ のときに振幅が発散しており、これが振動エネルギーの発散に結びつく。一方、 $0 \leq \epsilon \leq 1.65$ の範囲でラプラシアン行列の固有値は全て実数であるが、 ϵ の値が大きくなると低周波で変調された振幅の大きな波形が現れていることが分かる。この現象について、振動モデルの観点から考察したい。

ラプラシアン行列 \mathcal{L} の特性方程式は

$$\det(\mathcal{L} - \lambda \mathbf{I}) = 0 \quad (7)$$

で与えられる。ここで、 \mathbf{I} は $n \times n$ の単位行列である。左辺の特性多項式は変数 λ に関する n 次の多項式であり、その形状を例示したものが図5である。横軸との交点が特性方程式(7)の解であり、すなわちラプラシアン行列 \mathcal{L} の固有値である。この図では、ネットワーク構造の連続的な変化に伴い、固有値が連続的に変化して実数固有値から虚数の固有値に変化する状況を例示している。特性多項式と横軸との交点が消滅して虚数の固有値が出現する前に、交点が横軸上で接近することが分かる。これは二つの固有値が近い値を取ることを意味する。振動モデル

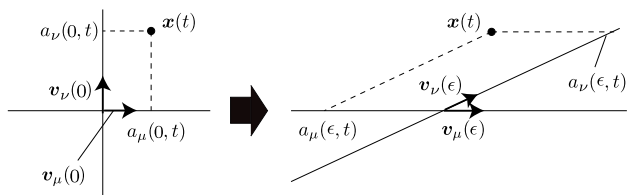


図6 ネットワークの構造変化に伴うラプラシアン行列の固有ベクトルの変化

では、解 $\mathbf{x}(t)$ に含まれるそれぞれの振動モードについて、その振動数はラプラシアン行列の固有値の平方根で与えられるので、固有値の接近は非常に近い振動数の振動モードが出現することを意味する。一方、固有値の接近に伴う固有ベクトルの変化を図示したものが図6である。近接する固有値に属する固有ベクトルが平行に近づくことで、固有ベクトル同士の内積の絶対値が大きくなるとともに、解のベクトルを固有ベクトルで展開した係数 $a_\mu(t)$ の絶対値も大きくなる。

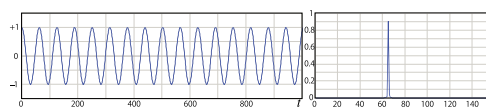
簡単で、かつ、メカニズムの本質を表す例として、角振動数 ω_1 と ω_2 をもつ三角関数の重ね合わせを考える。三角関数の和積の公式より

$$\sin(\omega_1 t) + \sin(\omega_2 t) = 2 \sin\left(\frac{\omega_1 + \omega_2}{2} t\right) \cos\left(\frac{\omega_1 - \omega_2}{2} t\right)$$

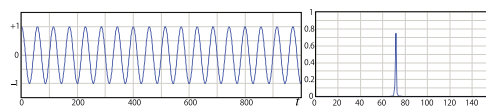
が得られる。ここで、もし ω_1 と ω_2 が近い値であれば、 $\omega_1 - \omega_2$ は非常に小さな値となる。このとき、角振動数の平均値 $(\omega_1 + \omega_2)/2$ による振動が、低周波 $(\omega_1 - \omega_2)/2$ によって変調された波形を得る。

ここで、振動エネルギーに低周波のうなりが発生することを見ていく。簡単のために、二つの三角関数を角振動数 $\omega = 0.10$ と $\omega = 0.11$ をもつ三角関数 $\cos(\omega t)$ とする。図7(a)と(b)の左図はこれらの三角関数を表し、右図はその周波数スペクトル分布を表す。ここで横軸の周波数 f は $\omega/(2\pi) \times 4096$ で、周波数スペクトルのピークはそれぞれ $f = 65.2$ と $f = 71.7$ である。図7(c)は二つの三角関数の重ね合わせを表している。左図では低周波のうなりが現れるが、右図の周波数スペクトル分布は、元の周波数の重ね合わせであって低周波は観測されない。振動モデルでは振動エネルギーがユーザダイナミクスの強度を表すことと、振動エネルギーは波形の振幅の2乗に比例することから、図7(d)は重ね合わせた波形の2乗を表示している。この周波数スペクトルには、高周波と低周波にピークが二つ現れる。それぞれのピークの周波数は $f = 137.0 = 65.2 + 71.7$ と $f = 6.5 = |65.2 - 71.7|$ である。図7(e)は、重ね合わせた波形の2乗に対して、ウィンドウ幅64の移動平均をとったものと、その周波数スペクトルを示したものである。この操作は、実際の時系列データの観測において、細かい時間分解能での観測ができずにデータが短い区間で平均化された状況を表している。この結果、周波数スペクトルの高周波側のピークが消え、低周波のピークのみが残る。つまり、ラプラシアン行列の固有値が接近すると、振動エネルギーに低周波の振動モードが現れる可能性があることが分かる。

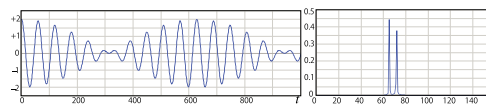
ラプラシアン行列の固有値が全て実数であったとしても、固有値が虚数に変化する過程で固有値の接近が起き



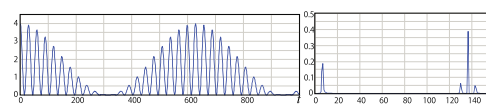
(a) $\cos(0.10t)$ and its spectral distribution



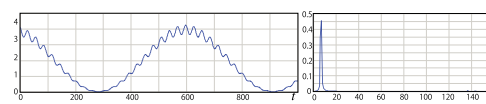
(b) $\cos(0.11t)$ and its spectral distribution



(c) $\cos(0.10t) + \cos(0.11t)$ and its spectral distribution



(d) $(\cos(0.10t) + \cos(0.11t))^2$ and its spectral distribution



(e) Moving average of $(\cos(0.10t) + \cos(0.11t))^2$ and its spectral distribution (window size: 64)

図7 振動エネルギーに現れる低周波モード

れば、振動エネルギー (6) に対して、特定の振動モード間で $\cos[(\omega_\mu - \omega_\nu)t + (\theta_\mu - \theta_\nu)]$ に低周波の振動が現れ、 $A_\mu \times A_\nu \times (\mathbf{v}_\mu \cdot \mathbf{v}_\nu)$ は大きな値を取る。振動モデルでは、振動エネルギーはネットワークに含まれるノードの活動の強さを表していたので、ユーザの活動の強さを反映した観測量の時系列を調べると、ネット炎上前に低周波モードの顕在化が起ることが予測できる⁽⁴⁾。

4. 実データによる予測の検証

本節では、振動モデルが予測するユーザダイナミクス過熱時の低周波の「うなり」の顕在化を、時系列データの周波数スペクトル分析によって確認した結果を示す⁽⁶⁾。

4.1 分析対象の時系列データ

ユーザの活動強度が反映されている時系列データとして、2種類のデータを分析対象とした。一つは、インターネットの匿名掲示板(旧2ちゃんねる)を対象に、特定の話題に関するスレッドにおける投稿数の時系列データを用いた。もう一つは、Google Trends による特定のキーワードの検索頻度の時系列データを用いた。

Google Trends によって取得可能な検索頻度のデータは、取得できるデータの期間長が限られており、また、その期間ごとでデータの最大値が100となるように正規化されている。このデータから長時間の時系列データを得るために、図8に示すよ

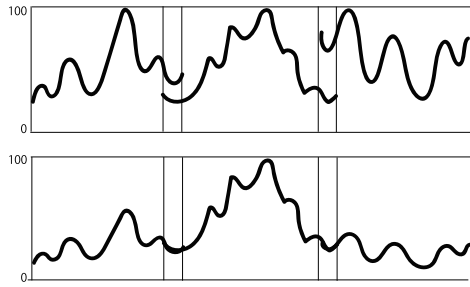


図 8 Google Trends からの長期データの収集方法

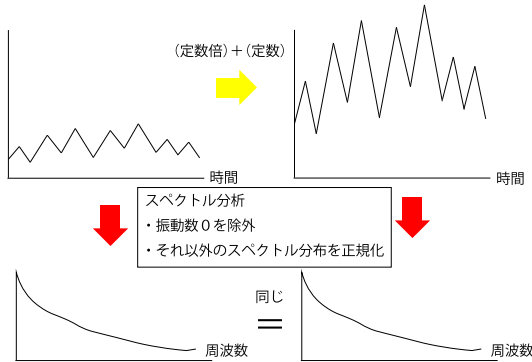


図 9 スペクトル分析の方法

うに、特定の時間区間長のデータを一部の期間が重複するように取得し、重複した部分と同じデータであることを利用してスケールアップしてつなぎ合わせることで、長期間の時系列データを取得した。

4.2 周波数スペクトルの分析方法

特定の話題に関する掲示板の投稿数やキーワードの検索頻度は、元々人気や知名度の高い話題やキーワードについては多く、それらの多寡にはオンラインコミュニティの盛り上がりとは関係ない情報も含まれていると考えられる。時系列データからこのような不要な情報を削除するため、以下のような方法で周波数スペクトルを分析する。

まず、時系列データを一定間隔の時間区間に切り分け、各時間区間の時系列データに高速フーリエ変換 (FFT) を行う。ユーザダイナミクスの強度を表す振動エネルギーに寄与するのは、フーリエモードの絶対値であるので、位相成分を無視して (絶対値をとって) 振幅スペクトルを考える。その上で、周波数 0 の直流成分を除去し、残りの振幅スペクトル分布を全体が 1 となるように正規化する (図 9 参照)。これにより、時系列のバイアス (直流成分) の違いと定数倍の影響を排除し、アクセス回数の単純な増大の影響を排除した分析を行う。

4.3 周波数スペクトル分布の分析例

図 10 は、2ちゃんねる掲示板における日本株式市況スレッドへの投稿数の時系列を示したもので、期間は 2018 年 11 月 19 日～2018 年 12 月 7 日である。株式市場で値動きが大きい時間

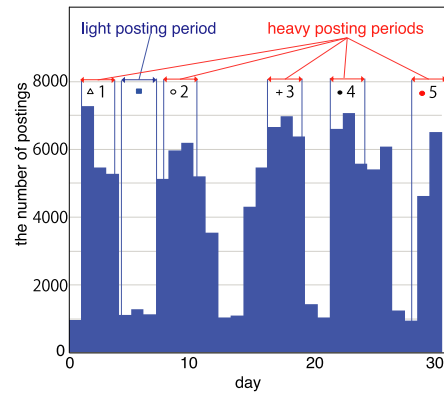


図 10 2ちゃんねる掲示板の日本株式市況スレッドの投稿数時系列

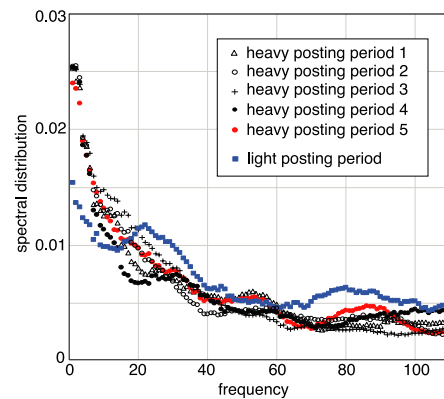


図 11 日本株式市況スレッドの周波数スペクトル分析

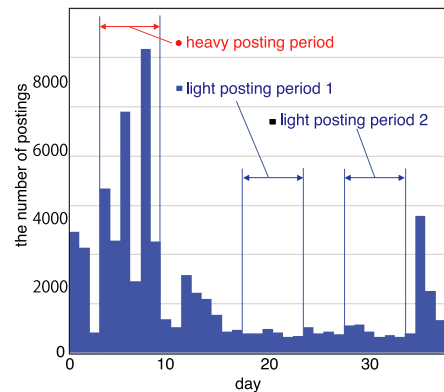


図 12 2ちゃんねる掲示板の広島カープ関連スレッドの投稿数時系列

帯に投稿が多く、株式市場が閉じているときは投稿が少ない。この期間から、比較的投稿数の多い 5 区間と、投稿数の少ない 1 区間 (区間長は全て同じ) を切り出して、それぞれに前述の周波数スペクトル分析を行ったものが図 11 である。横軸の左端が低周波変動の割合を示しており、議論が盛り上がった時間帯の低周波成分が大きくなっている。

図 12 は、2ちゃんねる掲示板におけるプロ野球球団の広島カープ関連スレッド投稿数の時系列を示したもので、期間は 2018 年 10 月 27 日～2018 年 12 月 3 日である。日本シリーズの開催期間に投稿が多く、その後は投稿が少ない。この期間から、比較的投稿数の多い 1 区間と、投稿数の少ない 2 区間 (区間長は全

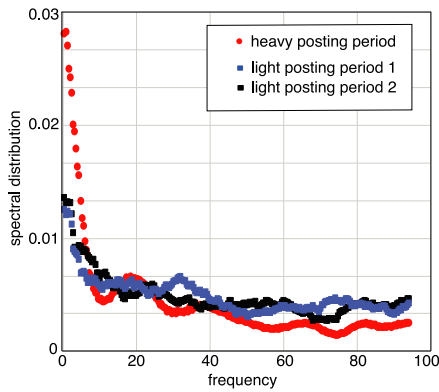


図 13 広島カーブ関連スレッドの周波数スペクトル分析

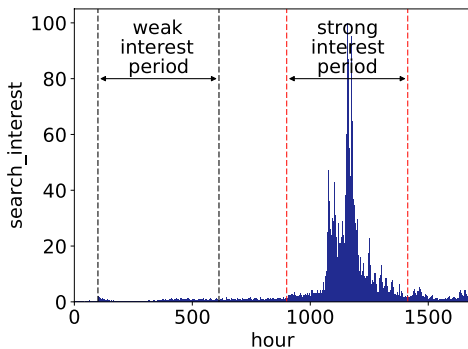


図 14 「7pay」の検索頻度の時系列

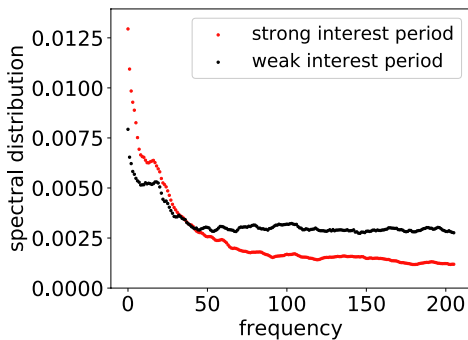


図 15 「7pay」の検索頻度の周波数スペクトル分析

て同じ)を切り出して、それぞれに前述の周波数スペクトル分析を行ったものが図 13 である。この場合も、話題が盛り上がった時間帯の低周波成分が大きくなっている。

次に、同様の分析を Google Trends で得られる検索頻度の時系列に対して適用した結果を例示する。図 14 は、セブンイレブンの決済サービスである「7pay」のキーワードの 1 時間ごとの検索頻度の時系列である。このサービスは、サービス開始直後にセキュリティ上の問題が指摘され、サービスの中止に追い込まれた。検索頻度が急増している期間は、その問題が表面化した時期である。この期間から、検索頻度の高い区間と低い区間(区間長は同じ)を切り出して、それぞれに前述の周波数スペクトル分析を行ったものが図 15 である。この場合も、話題が盛り上がった時間帯の低周波成分が大きくなっている。

図 16 は、「就活」に関する 1 時間ごとの検索頻度時系列を表示したものである。時系列データの期間は 2019 年 5 月 7 日～

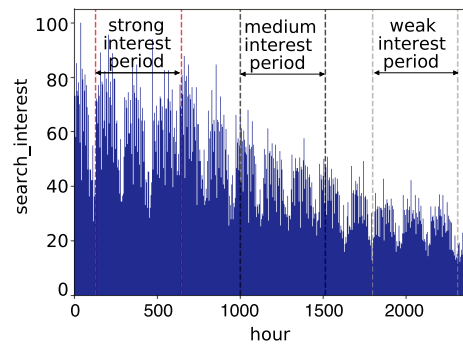


図 16 「就活」の検索頻度の時系列

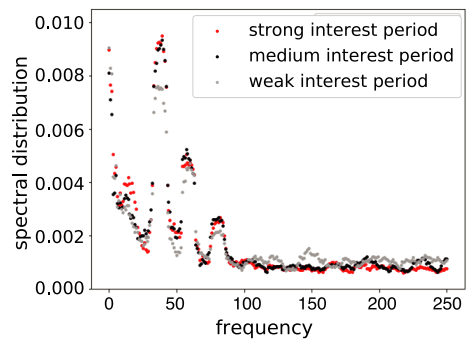


図 17 「就活」の検索頻度の周波数スペクトル分析

2019 年 8 月 13 日である。この時系列から、検索頻度の異なる 3 区間を選び、それぞれに前述の周波数スペクトル分析を行ったものが図 17 である。この結果から、検索頻度が異なる期間でも周波数スペクトル分布に大きな違いはないことが分かる。これは、図 9 で示した周波数スペクトル分布に影響しない事例に該当する。

以上から、OUD の強度変化自体が低周波成分の顕在化に直接的な影響を及ぼすわけではなく、OSN の構造が関連した社会的関心の盛り上がりによって起こるユーザダイナミクスの強度変化が周波数スペクトル分布に影響していることが示唆される。そのため、OSN の構造を直接観測することが難しいとしても、OSN 構造の変化を周波数スペクトル分布の変化で観測できる可能性があることが分かる。

5. ネット炎上の予兆検知技術

前節の評価は、ユーザダイナミクスの活動が強い/弱い時間区間の周波数スペクトル分布を比較していたが、連続的な時間区間の分析ではないため、周波数スペクトル分布の時間的な変化は分からなかった。本節では、時系列データを連続する時間区間に分割した上で、それぞれの時間区間の周波数スペクトルを分析する。これにより、周波数スペクトルの分析によるユーザダイナミクス過熱の早期検知の可能性について議論する^{(8), (9)}。

5.1 低周波モードの分析による予兆検知の可能性

図 18 は、2022 年 11 月 1 日～2023 年 11 月 1 日の「ビッグモーター」の検索頻度の時系列を Google Trends により取得し

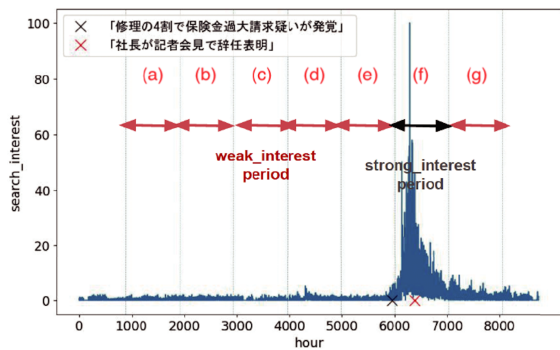


図 18 「ビッグモーター」の検索頻度の時系列

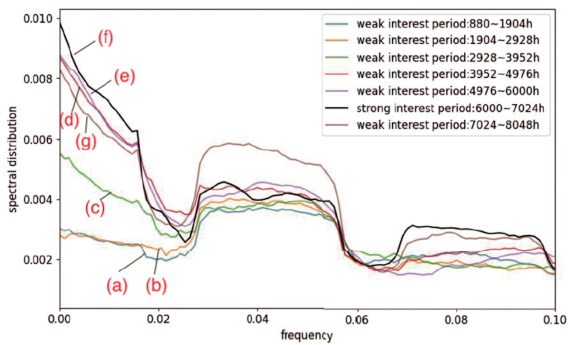


図 19 各区間の振幅スペクトル分布

たものである。この期間において、ビッグモーターは保険金不正請求に関する不祥事で社会的な注目を浴びている。社長の謝罪会見(7/25)を×印で表示しており、この直後に検索頻度が急増している。また、それに先立ち、保険金不正請求の不祥事が報道された時点(7/6)を×印で表示している。

この時系列データを連続的な時間区間(a)~(g)に分割し、前節と同様の周波数スペクトル解析を行った結果を図19に示す。黒色の線は検索頻度が急増した区間であり、低周波モードがほかの区間より大きく現れていることが分かる。それに加え、その3区間前から低周波モードの増大が観測できる。つまり、当該ニュースが社会的に広く知られる前に、その予兆を検知している可能性があることが分かる。

ユーザの活動強度が増大する前に、その時系列に低周波モードが顕在化することは、振動モデルで予測された現象であるが、実際の社会では何が起きているのだろうか。実際にその原因を特定することはできないが、世間的に広く知られていなくても、社内外の一部の関係者が関連の事実を知って局所的に話題となっている可能性がある。また、社内で事情を知る一部の関係者が、世間に関連情報が広まるのを警戒して、定期的に自社情報のエグザサーチをしている可能性もある。いずれにしても、SNSに情報が流出したり関連のニュースが取り上げられたりする前から、その予兆を検知できていることになる。

ここで、予兆検知の観点から、分析データの特性を考察してみよう。ネット炎上の早期検知方法として実際に行われているのは、SNSの投稿コンテンツ監視である。関連の投稿数があらかじめ定めたしきい値を超えるかどうか、またAIや専門家による投稿コンテンツの感情分析を踏まえた早期検知が実用化されている^{(1),(2)}。しかし、SNS投稿コンテンツの分析を前提とする

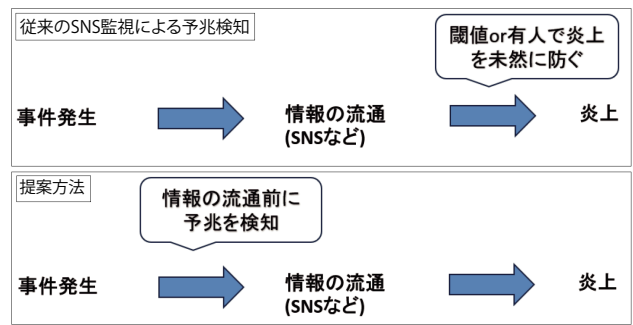


図 20 Google Trends を利用した予兆検知の利点

限り、SNSに情報が流出する前に予兆を検知することはできない。一方、Google Trendsの検索頻度データの分析では、SNS上に関連情報が流出していない段階での検知が可能である。このことは、検索履歴データの方がSNSコンテンツより人間の脳内思考を反映したパターンを捉えやすいからであるといえる。図20は、このことを反映した予兆検知のタイミングの違いを説明するものである。振動モデルによる低周波モードの顕在化の予測を、ネットの検索履歴データに対して適用することで、SNS投稿コンテンツの分析に比べて早期検知が可能となり、その分だけ応用上のリードタイムを確保することが期待できる。検索行動の変化は、OSN構造の局所的な変化を早期に反映する「感度の高い観測量」となるため、低周波モードの顕在化との組み合わせがより効果的に働くのである。

5.2 予兆検知の評価指標と評価例

ネットの検索頻度の時系列を周波数スペクトル分析することで、ネット炎上のような OUD の特異な活性化の予兆を検知するためには、様々な対象に統一的に適用できる評価指標が必要である。我々は、検索頻度の時系列の周波数スペクトル分析から、低周波成分のみの時系列を生成し、生成した時系列データの過去の平均値と標準偏差に対して、現在の低周波成分の値がどの程度離れているのかによって、予兆を検知する方法を採用している。図21と図22は、それぞれ「ビッグモーター」と「フジテレビ」の検索頻度の時系列(上図)に対して、対応する低周波成分の時系列(下図)を、横軸の時刻を合わせて並べたものである。×は不祥事のニュースがメディアで報道された時点である。また、青の縦線のタイミングは、低周波成分の急増によって予兆を検知した時点である。どちらの結果も、メディア報道の1.5~2か月前に予兆を検知していることが確認できる。

6. 社会応用の可能性

SNS上には陽に現れていない水面下のユーザの動きを捉えることができる技術が確立できれば、SNSに関連情報が広まる前にその予兆を早期検知できるだけでなく、Web検索では到達不可能なダークウェブなどの裏社会の活動状況を推定する技術が実現する可能性がある。その社会応用の可能性は広く、

- 株式投資などの FinTech への応用、

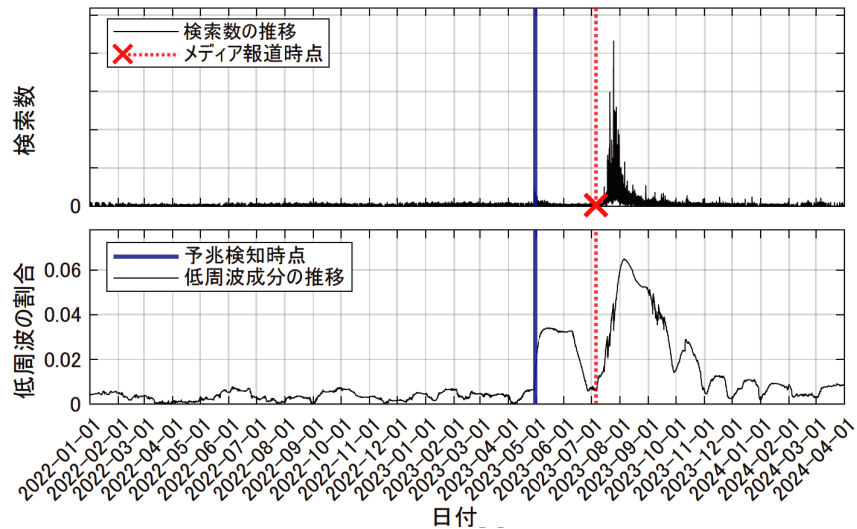


図 21 キーワード「ビッグモーター」に関する予兆検知例

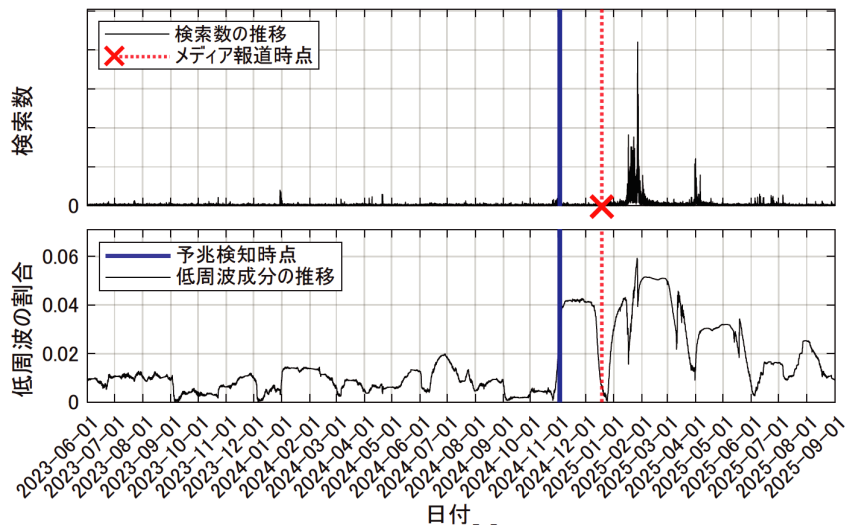


図 22 キーワード「フジテレビ」に関する予兆検知例

- 流行予測などのマーケティングへの応用,
 - 闇バイトや違法薬物取引などに対応した防犯対策,
 - 敵対国家からの世論誘導に対処する国家安全保障技術,
- などへの応用が想定される。最後の例は、SNS 上に広まる前の世論操作や心理戦 (information operation) の初動を検知することで、国家レベルの情報セキュリティ強化に寄与し得る。

7. FinTech 分野への応用：数値評価

本節では、OUD の活動強度が特異に増大する現象の予兆検知技術の社会応用の例として、数値評価のしやすい FinTech への応用を取り上げる。

企業名のネット検索頻度の時系列に対して、周波数スペクトルの分析により、関連する OUD の盛り上がりの予兆を検知し、当該企業の株式投資戦略に応用することを考える。特定の企業名に関する予兆が検知されたとしても、それが株価の上昇につながるのか下落につながるのかについての情報は、本稿の技術だけからでは得られない。しかし、多くの場合、ネット炎上のような状況が株価の下落に結びつくことが多いと考えられるた

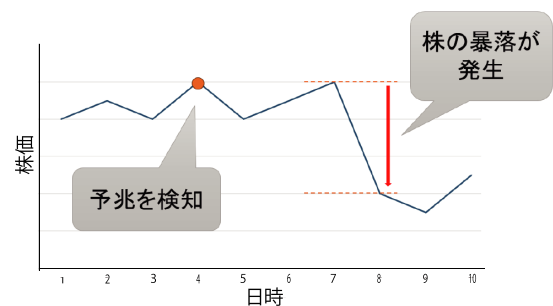


図 23 空売りの仕組み

め、検知された予兆が株価の下落につながることを前提に投資戦略を考える。

株式価格の下落が見込まれる局面で利益を得るための投資方法として、空売りが知られている。図 23 は空売りの仕組みを図示したものである。これは信用取引の一種で、証券会社から株を借りて売り、期間内 (おおむね 6 か月) に買い戻すことで、売った時点より株価が下落していれば利益を出すことができる。

株式投資の効率の定量評価のために、以下のような空売りの



図 24 評価期間中の NY ダウ平均株価の推移

(複利) パフォーマンス指標 C を導入する.

$$C := (1 + r)^{180/l}$$

ここで、 r と l は以下のとおりである.

$$r := \frac{\text{実験期間中の総利益}}{\text{実験期間中の総投資額}} = \text{投資金額に対する平均利益率}$$

$$l := \frac{\text{取引の総延べ日数}}{\text{空売りの総実施回数}} = \text{空売りから買い戻しまでの平均日数}$$

つまり、パフォーマンス指標 C は、6 か月 (180 日) あたりで投資金額が何倍になるかの目安を示す.

投資対象企業は、ニューヨーク株式市場に上場している株式時価総額が高い様々な業種の企業として、Mastercard, NVIDIA, Caterpillar, Tesla, Starbucks, Netflix, McDonald, Chevron, Alphabet, Adobe, Microsoft の 11 社を選択した. 実験期間は 2021 年 1 月 1 日~2025 年 1 月 1 日 (4 年間) であり、1 時間単位に予兆検知処理を実行した. 空売りは 1 日の最後に一度、その日に予兆検知が起きた場合に実施する. このとき、個々の企業の株価の違いは考慮せず、どの企業に対しても手持ちの金額が許す範囲で最大限の金額を投資することができるとした. これは株価の連続近似または投資金額を大きくした極限に該当する理想化である. 株価が (あらかじめ決めた) 利益確定しきい値に達したら買い戻しを行う. そうでなければ、6 か月の期限で買い戻しを行う. また、空売り中の銘柄について買い戻しが発生した場合には、その後に予兆を検知したとしても、それは既に SNS 上で広く知られた情報によるものと判断し、以降 14 日間は新たな空売りを行わないこととした.

実験の結果は、詳細なパラメータ設定は省略するが、様々なパラメータをうまく選ぶと、パフォーマンス指標の値として

$$C \simeq 1.44$$

の結果を得た. あくまで理論上の理想値であるが、この結果は投資金額が 1 年で 2.07 倍、5 年で 38 倍程度になることに相当する高いパフォーマンスである. ちなみに、図 24 は実験と同じ期間中の NY ダウ平均株価の推移を示したもので、全体として株価は上昇トレンドであった. このことから、振動モデルに基づく予兆検知は、個別の企業の株価の一時的な下落をうまく捉えていることが分かる. なお、本評価は理論の可能性を示すことを目的とした理想化モデルに基づいており、市場影響・取引コスト・流動性制約などの現実的要因は含んでいない. これらを考慮したより詳細な評価は今後の課題である.

8. おわりに

本稿では、我々の検討してきたオンラインユーザダイナミクスの基礎理論の概要から、その社会応用の可能性までを概説した. これにより、オンラインソーシャルネットワークの分野において、理論とデータサイエンスを橋渡しする新しい研究パラダイムを提示し、オンライン社会におけるリスク検知と社会応用の新たな可能性を拓くことを目指している.

謝辞 本研究は、JSPS 科研費基盤研究 (A) 25H01122 (2025–2028) 及び電気通信普及財団研究調査助成 (2025–2027) の支援を受けて実施した. また、データ分析に協力してくれた東京都立大学の長谷航一氏、針生菜由氏、寺村尚登氏、畑中悠氏に感謝します.

文 献

- (1) (株) エルテス編集部, “2023 年の炎上トレンドと 2024 年の炎上予測,” <https://eltes-solution.jp/column/riskreport-2023-summary>, Dec. 2023, (2025/11/20 閲覧).
- (2) NTT コムオンライン, “ソーシャルリスク対策: 第 7 回 ソーシャルリスニングにおけるネット炎上リスク検知の課題について,” <https://www.nttcoms.com/service/social/column/20171213/>, Dec. 2017, (2025/11/20 閲覧).
- (3) M. Aida, C. Takano, and M. Murata, “Oscillation model for describing network dynamics caused by asymmetric node interaction,” *IEICE Trans. Commun.*, vol.E101-B, no.1, pp.123–136, Jan. 2018.
- (4) 会田雅樹, ネットワークダイナミクス入門, 森北出版, 2020.
- (5) C. Takano and M. Aida, “Revealing of the underlying mechanism of different node centralities based on oscillation dynamics on networks,” *IEICE Trans. Commun.*, vol.E101-B, no.8, pp.1820–1832, Aug. 2018.
- (6) M. Aida, K. Nagatani, and C. Takano, “Increase of low-frequency modes of user dynamics in online social networks during overheating of discussions,” *NOLTA*, vol.13, no.2, pp.511–532, April 2022.
- (7) 会田雅樹, 針生菜由, 中嶋一貴, “実データの周波数解析によるユーザダイナミクス過熱の予兆検知,” *信学技報*, IN2023-91, March 2024.
- (8) 寺村尚登, 畑中悠, 中嶋一貴, 会田雅樹, “異常オンラインユーザダイナミクスに対する低周波予兆の即応性と感度の検討,” *信学技報*, IN2025-27, Sept. 2025.
- (9) 畑中悠, 寺村尚登, 中嶋一貴, 会田雅樹, “オンラインユーザダイナミクス予兆現象の FinTech 株式取引への適用性分析,” *信学技報*, IN2025-28, Sept. 2025.

(CCS 研究会提案, 2025 年 12 月 1 日受付,

2025 年 12 月 29 日再受付)



会田雅樹 (正員: フェロー)

1987 立教大・理・物理卒. 1989 同大学理学研究科博士前期課程了. 同年日本電信電話 (株) 入社. 2005 首都大東京 (現都立大) システムデザイン学部・准教授. 2007 同大学院・教授. 東京大学博士 (工学). オンラインユーザダイナミクス、通信ネットワークの自律分散制御技術の研究に従事. IEEE シニア会員, ACM, 日本 OR 学会各会員.



高野知佐 (正員)

2000 阪大・工・電子通信卒. 2008 首都大東京 (現都立大) 大学院博士後期課程了. 博士 (工学). 2000 NTT アドバンステクノロジー (株) 入社. 2008 広島市大大学院・情報科学研究科・准教授. 2020 同大大学院・教授. 通信トラヒック制御, 社会ネットワーク分析の研究に従事. IEEE, 情報処理学会各会員.



川島幸之助 (正員:フェロー)

1969 東大・工・計数工卒. 同年日本電信電話公社入社. 1997 NTT アドバンステクノロジー (株) 入社. 2002 東京農工大・工・教授. 2012 東京農工大・名誉教授. 2012 首都大東京 (現都立大) 客員教授. 東京大学博士 (工学). 通信トラヒック工学の研究に従事. 日本 OR 学会フェロー, IEEE 会員.