

Twitterにおけるフォローに関する影響力に基づくハブ度の推定

今森 大地[†] 田島 敬史^{††}

[†] 京都大学工学部情報学科 〒606-8501 京都府京都市左京区吉田本町
^{††} 京都大学大学院情報学研究科 〒606-8501 京都府京都市左京区吉田本町
 E-mail: [†]tamamori@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp, ^{††}tajima@i.kyoto-u.ac.jp

あらまし 急速に普及してきた SNS やマイクロブログなどのソーシャルメディアにおいて、多くのユーザが情報源となり、多くの情報を発信している。そのため、これらの多くの情報源から有益なものを選択する能力が今まで以上に必要とされている。有益な情報源を選択するための重要な手段の一つが、有益な情報源を選択する能力に優れたユーザ、すなわちハブ度の高いユーザを見つけることである。ハブ度の高いユーザは、有益な情報源を参照していると期待できるため、その参照を模倣することで、有益な情報源を選択できると考えられる。Twitter 上では、ハブ度の高いユーザは、他ユーザからそのフォローを模倣される頻度が高いと予想されるため、本論文では、この仮定に基づき、各ユーザが他ユーザからフォローをどれだけ模倣されているかを推定することで、そのユーザのハブ度を推定する手法を提案する。

キーワード Twitter, ハブ度, hub, 情報源発見能力, 影響力, グラフ構造

1. はじめに

SNS やマイクロブログなどのソーシャルメディアでは、一般の人々を含む非常に多くのユーザが情報源となって情報を発信することができる。それらの情報源から情報を収集したいユーザは、まず自分が参照したい情報源を選別し、それらの情報源との間にリンクを張ることで、それらの情報源からの情報を閲覧することができるようになる。

近年、Twitter や Facebook などのソーシャルメディアでは、情報源となるユーザの数が急増している。例えば、Twitter では、2013 年 4~6 月平均で月間 2 億 1830 万人のユーザがいると発表されている^(注1)。そのため、このような多くの情報源から、自身が必要としている情報を発信する情報源を適切に選択する能力が今まで以上に必要とされている。情報源の選択を支援するための技術としては、被参照数が多い情報源は有益であるという考えに（直接あるいは間接的に）基づいて、有益な情報源を推定し推薦する研究が、古くは Web 一般について行われ [9], [11], 近年では、同様の手法をソーシャルメディアに対して適用する研究が行われている [12]。

しかし、被参照数はあくまで人気度を表すものであり、人気度には情報源としての有益度以外にも様々なものが反映される。例えば、Twitter や Facebook などの主要なソーシャルメディア上では、強い影響力を持つためにツールやサービスを用いて、故意に参照者を増やすことも可能である。一方、有益な情報を発信するユーザでも、アカウント作成からあまり時間の経っていない場合や、参照者を増やすことに熱心でない場合は、参照者を増やそうと努力をしているユーザほど参照者を獲得できない事が多い。そのため、被参照数に基づいた従来の手法では、

そのような被参照数が少ない有益な情報源を特定することは難しい。そこで、本研究では、従来の被参照数に基づく手法とは異なる手法で、上述のような被参照数は少ないが有益である情報源を発見する手法を開発することを目的とする。

しかし、情報源が有益であるかどうかを、人間による評価の力を借りずに、完全に機械によって判断することは困難である。そこで、本研究では、そのような有益な情報源を被参照数の多少にかかわらずに判別し収集しているユーザをまず特定することを考える。そのようなユーザの参照先は被参照数が少なくても有益であると期待できる。

次に、有益な情報源を被参照数によらずに判別し収集しているユーザをいかにして発見するかを考える。有益な情報源を多く参照しているユーザであっても、参照先が全て既に被参照数が多い人気ユーザである場合には、そのユーザ自身の情報源判別能力が高いとは限らず、また、そのようなユーザの参照先は、被参照数が少ない有益情報源の発見のための参考にはならないので、人気が高いとはいえない有益な情報源を他者に先駆けて発見し参照しているユーザを発見する必要がある。

そこで、本研究では、参照を他ユーザからよく模倣されるユーザは、他者に先駆けて有益な情報源を収集する能力に優れているユーザである可能性が高いと仮定し、そのようなフォローを模倣されやすいユーザを発見することによって有益な情報源を収集する能力に優れているユーザを推定する。

しかし、ある参照関係に対して、それがどのユーザの参照を模倣して行われたのかという情報は Twitter などのソーシャルネットワークから直接抽出することはできない。そこで、本研究では、ネットワーク構造、参照リンクが張られた時間順序の情報、2 ユーザ間の興味の類似度による重み付け、ハブ度に応じた重み付けを用いて、どのユーザがどのユーザを模倣して参照を行ったのかを推定する。推定の一番の基礎となるのはネットワーク構造である。ユーザが模倣する対象は、自身が参照し

(注1) : <http://www.sec.gov/Archives/edgar/data/1418091/000119312513390321/d564001ds1.htm>

ているユーザであると仮定することで、各参照に関して、その参照を行ったユーザが模倣した可能性のあるユーザの候補をまず絞り込む。次に、参照の時間順序の情報とユーザ間の興味の類似度による重み付け、ハブ度に応じた重み付けを用いて、各参照がどの候補を模倣したかを確率の形で表現し、この確率に基づいて、あるユーザが他ユーザに参照を模倣された回数の期待値を求める。

本研究では、このような手法で推定した、各ユーザの情報源の判別収集能力をハブ度と呼ぶ。ハブ度とは、元々は HITS [11] で用いられた尺度である。しかし、HITS におけるハブ度の定義では、オーソリティー度の高い情報源を多く参照しているノードがハブ度が高いと判断されるため、前述のような既に人気の高い情報源ばかりを参照しているユーザはハブ度が高くなる一方、まだ被参照数が少ない、すなわちオーソリティー度の低い情報源ばかりを参照するノードは、それらの情報源が有益であったとしても、ハブ度が低くなってしまふ。このように、HITS における従来のハブ度を用いた手法では、フォロワーの少ない有益な情報源をフォローしているユーザを見つけることはできない。

しかし、本論文で定義するようなハブ度を推定することで、被参照数の多少に関係なく有益な情報源を見つけることができるようになる。これにより、従来の手法では発見できなかったような、ごく新しいためにまだ被参照数が少ない有益な情報源なども発見することができると思われる。また、そのような情報源は、今後被参照数が増えることが期待されるため、被参照数増加率の予測やリンク予測などにも利用できると考えられる。

また、本研究では、具体的なソーシャルメディアの例として、マイクロブログサービスの一つである Twitter^(注2)を取り上げ、Twitter を想定して上述の手法の開発および評価を行う。Twitter では、各ユーザがツイートと呼ばれる短文形式の情報を発信し、また、フォローと呼ばれる参照関係で他ユーザを参照する。あるユーザがフォローしている参照先をそのユーザのフレンドと呼び、あるユーザをフォローしている参照元をそのユーザのフォロワーと呼ぶ。各ユーザにはそのフレンドの全ツイートを逆時間順に並べたものが表示され、これをそのユーザのタイムラインと呼ぶ。

Twitter では、あるユーザが自身のフレンドが有益な情報源をフォローしていると知った場合、自身もそれを模倣してその情報源をフォローするということが実際に広く行われている。この仕組みが Twitter のネットワークの成長に大きな役割を果たしており、そのような仕組みを持たなかった RSS (RDF Site Summary または Really Simple Syndication) [1] などと比べた場合の Twitter の特徴の一つとなっている。さらに、Twitter ではリツイートという機能があり、これは自分のタイムライン上にあるツイートを自分のフォロワーへ発信するという機能である。こうしたリツイートにより、自分のフレンドの発信した情報を自分のフォロワーに伝えることができるため、フォロワー

の模倣がより行われやすくなっている。

本研究に際して行った実験では、Twitter 上 48 ユーザをサンプルとして提案手法といくつかの既存手法を用いてそのユーザの情報源としての有益度を求め、比較を行った。サンプル数が少なかったため、提案手法、比較手法共に本来の性能を十分には発揮できなかったと考えられる。しかし、提案手法は比較手法に比べて良い結果を示した。このことから、有益な情報源を発見するために情報源発見能力に優れたユーザが有効であることがわかった。

以下、2 章でまず関連研究について述べ、続いて 3 章でハブ度の定義を行い、ハブ度とフォローの模倣の関係について述べる。さらに 4 章では、ハブ度の推定に用いる、各ユーザの被模倣回数の推定手法を提案する。5 章では、提案手法と比較手法によって実験を行い結果を比較し分析を行う。最後に 6 章では、結論と今後の課題を述べる。

2. 関連研究

ソーシャルネットワーク上でのユーザの振る舞いを考える際に、人間の社会的振る舞いを無視することはできない。社会学では古くから人間の社会的振る舞いについて研究されてきた。また、このような社会的振る舞いが Web 上のソーシャルネットワークにも現れることを示す研究もされてきた [3], [4], [8], [11]。その中に、triadic closure という三角形にもとづいて人間の繋がりを説明しようとする研究がある [10]。triadic closure が表す関係は、ソーシャルネットワーク上の参照関係を分析する上で重要なものである。本論文では、この関係を基礎として、参照の模倣関係を求める手法を提案する。

ソーシャルネットワーク上での影響力についても多くの研究がされている。本論文では、参照関係の被模倣度、すなわち参照関係に関する影響力を用いるが、従来から、情報発信に関する影響力についての研究は多くされてきた。情報発信に関して影響力の大きいユーザは、情報源として有益であることが多い。また、影響力のあるユーザは発信した情報が多くの他ユーザに伝わるため、マーケティングの観点からも有用である。これらのことから、情報発信に関して影響力の高いユーザを推定できれば、ユーザ推薦への利用や効率的なマーケティングに活用することができる。Kwak ら [5] は、Twitter 上のユーザに対して、PageRank、フォロワーの数、リツイートされた数によってランク付けされた 3 つのランキングを比較することで、フォロワーの数とツイートの人気の間に差があることを示し、フォロワーの数だけが影響力ではないことを示唆した。また、Weng ら [12] は、フォロワーの数だけでなく、ユーザが関心を持っている話題や実際にツイートが読まれるであろう確率を考慮してユーザの影響力を推定する TwitterRank を提案している。このように情報発信に関する影響力を推定することで、情報源の有益さの一部を評価することができる。しかし、これらの手法では、影響力の少ない、すなわちフォロワーの少ない情報源がたとえ有益であっても評価することはできない。このことから、本論文の目的である、フォロワーの少ない有益な情報源の特定に対して、これらの手法を用いることはできない。

(注2) : <https://twitter.com/>

ソーシャルネットワーク上のリンク予測に関しても研究が行われている。Liben-Nowell ら [7] は、リンク予測を定式化し、ネットワーク上のノードの近さを尺度としたリンク予測を提案している。Zhang ら [13] は、リンク形成における仲介者に注目し、リンク形成に関して各ノードがどの程度仲介者として機能するかを確率モデルを用いて推定することで、どのノード間にリンクが形成される可能性が高いかを予測する手法を提案している。この確率モデルを用いた手法は、仲介者に注目するという点で、本研究に似ている部分がある。しかし、Zhang らの手法では、ネットワークに関する異なる時刻でのスナップショットが複数必要となるが、一方、本論文の提案手法では、ある時刻でのネットワーク構造に関するスナップショットが一つ取得できれば、その先のリンク予測が可能となる。

3. フォロワーの模倣とハブ度の関係

本章では、フォロワーの模倣について説明を行い、フォロワーの模倣とハブ度の関係を述べた上で、ハブ度の定義を行う。

$D(V, E)$ を Twitter ユーザ間のフォロワーによる有向グラフとする。 V はノードの集合であり、すべてのユーザを表す。 E は辺の集合であり、各辺 $\langle u, v \rangle$ はユーザ u のユーザ v へのフォロワーを表す。 $u \in V$ に対して、 $Friends(u)$ は u がフォローしているユーザの集合、すなわち情報源集合を表す。 $u \in V$ に対して、 $Followers(u)$ は u をフォローしているユーザの集合を表す。 v のフォロワーで、 v を模倣してフォローを行ったユーザの重複集合を $Copy(v)$ とする。すなわち、 $|Copy(v)| \leq |Friends(v)| \times |Followers(v)|$ となる。

3.1 フォロワーの模倣について

Twitter ユーザの多くは、自身がフォローしているユーザのフォロワーリストやリツイートから、有益な情報を発信するユーザを見つけてフォローする。このように、あるフォロワーが、他ユーザのフォローに影響を受けて行われることを、ここではフォロワーの模倣と呼ぶ。Twitter ユーザがフォロワーの模倣を行うのは、そのユーザがフォロー先の情報源が有益であると確認できた場合か、あるいは、その被模倣ユーザは有益な情報源を参照しているはずだと信頼されているか、または両方である。このことから、フォローを模倣される割合の高いユーザは、有益な情報源を他ユーザに先駆けて参照しているユーザである可能性が高いと考えられる。

3.2 ユーザ間の類似度の定義

どのような情報を有益であると思うかは、ユーザによって異なる。しかし、中には、同じような情報源を有益であると考えるユーザも存在する。そこで、2 ユーザ $u, v \in V$ 間での有益さに対する判断基準の類似度 $Sim(u, v)$ を定義する。

[定義 1]

$$Sim(u, v) = \frac{|Friends(u) \cap Friends(v)|}{|Friends(u) \cup Friends(v)|} \quad (1)$$

また、ユーザの興味の傾向がフレンドの選び方に現れることから、この $Sim(u, v)$ は、 u と v の興味の傾向の類似度を表しているとも考えることもできる。

3.3 ハブ度の定義

ハブ度は、ユーザの有益な情報源に対する収集能力の指標として、以下のように定義される。

[定義 2] $u \in V$ のハブ度 $H(u)$ は、以下によって定義される。

$$H(u) = \frac{|Copy(u)|}{|Followers(u)| \times |Friends(u)|} \quad (2)$$

分子は、 u が自身のフォローを他ユーザから模倣された回数である。 u のフォロワーやフレンドが多いほど、模倣される機会が増えることから、 u のフォロワーの数とフレンドの数の積を分母としている。ただし、分母が 0 になる場合は、 $H(u) = 0$ とする。

3.4 ハブ有益度の定義

Twitter ユーザは自身が有益であると考える情報源をフォローすることから、フォロワーの多さに基づいて有益な情報源を探ることがある程度は可能だと考えられる。しかし、前述のように有益な情報源であっても、アカウントが作成されたばかりの場合や、フォロワーを増やすことに熱心でない場合には、影響力を得るために熱心にフォロワーを増やしているユーザよりもフォロワーが少ないことが多い。

そこで、ハブ有益度という尺度を定義する。ハブ度の高いユーザが参照している情報源はハブ有益度が高いとする。ハブ度の高いユーザが参照している情報源が有益であるという仮定より、ハブ有益度の高い情報源は有益であると推定される。このようにして有益な情報源を探すことで、フォロワーの多少に関係なく、有益な情報源を見つけることが可能になる。

情報源 $s \in V$ のハブ有益度を、以下のように三つ提案する。

[定義 3]

$$W^{sum}(s) = \sum_{v \in Followers(s)} H(v) \quad (3)$$

$W^{sum}(s)$ は、情報源 s のフォロワーのハブ度の総和を表す。

[定義 4]

$$W^{mean}(s) = \frac{\sum_{v \in Followers(s)} H(v)}{|Followers(s)|} \quad (4)$$

$W^{mean}(s)$ は、情報源 s のフォロワーのハブ度の平均を表す。

[定義 5]

$$W^{g-index}(s) = G(\{H(v) \mid v \in Followers(s)\}) \quad (5)$$

ただし、 $G(S)$ は実数値の集合 S が与えられた時に、その集合の g -index [2] を求める関数。

$W^{g-index}(s)$ は、 s のフォロワー集合のハブ度に関する g -index に当たる値を表している。すなわち、上の式は、情報源 s のフォロワーをハブ度に関して降順に並べた時に順位 i であるフォロワーを $F_g(s, i)$ で表すとして、 $g^2 \leq c \times \sum_{i \leq g} H(F_g(s, i))$ を満たす最大の g を求める。なお、 c はパラメータであり、実験によって最適な値を検証する。

従来の HITS においては、各ノードのオーソリティー度を、そのノードを参照しているノードのハブ度の総和として定義しており、一つ目の $W^{sum}(s)$ は、これを踏襲したものになっ

ている。しかし、この定義では、 s のフォロワーが多いほど $W^{sum}(s)$ は高い値を取る傾向を持つことになり、非参照数は少ないが有益であるような情報源の発見には不相当である可能性が高い。そこで、総和ではなく平均を用いたものが、二つ目の $W^{mean}(s)$ である。しかし、平均を用いた場合、ハブ度の低いユーザが s を新たにフォロワーした場合、 $W^{mean}(s)$ の値がそれまでより下がることになる。そこで、これらの問題を避けるために g -index を用いたものが、三つ目の $W^{g-index}$ である。

また、本論文では、ハブ有益度について、上の三つの定義のどれを用いるかを特定せずに言及する際には、 $W(s)$ という記法を用いる。

以上の定義において、 $u, v \in V$ において、 u から v へのフォロワーを模倣してフォローを行ったユーザの集合 $Copy(u, v)$ は、Twitter のネットワーク上から明示的に抽出できない。次章では、この $Copy(u, v)$ を Twitter 上のソーシャルネットワークから推定する手法を提案する。

4. フォロー被模倣数の推定手法

本章では、各ユーザが自身のフォローをどれだけ模倣されたのかを推定する手法を提案する。あるフォローがどのユーザのフォローを模倣して行われたものであるかは、Twitter のソーシャルネットワークから直接得ることができない情報である。そこで、各フォローについてどのユーザのフォローを模倣したのかを確率で表し、各ユーザに関して、自身のフォローが模倣された確率の和をそのユーザが模倣された回数の期待値と考える。以下では、模倣された確率をより正確に推定する手法を提案する。

4.1 フォローの模倣推定に有効な要因

フォローの模倣推定に有効な要因として、次の四つが考えられる。

- ネットワーク構造
- フォローに関する時系列情報
- 興味の類似度による重み付け
- ハブ度に応じた重み付け

本節では、この四つの要因について詳しく述べ、各要因に関連する記法の定義を行う。

4.1.1 ネットワーク構造

この要因が、フォローの模倣推定の基礎となる。本研究では、あるユーザがフォローを模倣するとき、模倣されるユーザーというのは模倣するユーザのフレンドであると仮定する。また、模倣により行われたフォローのフォロー先は、模倣されたユーザのフレンドである。このことから、 $u, v, w \in V$ において、 u が v を模倣して w をフォローするには、 $\langle u, v \rangle, \langle u, w \rangle, \langle v, w \rangle$ というフォロー関係が存在する必要があると考えられる。このような関係は、triadic closure [10] として知られている。このことから、フォローの模倣が行われた形跡は triadic closure を調べることで推定できる。

[定義 6] $u, v, w \in V$ において、ネットワーク構造から u が v を模倣して w をフォローした可能性があるかどうかを判定する $Structure(u, v, w)$ を以下のように定義する。

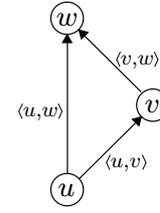


図 1 triadic closure

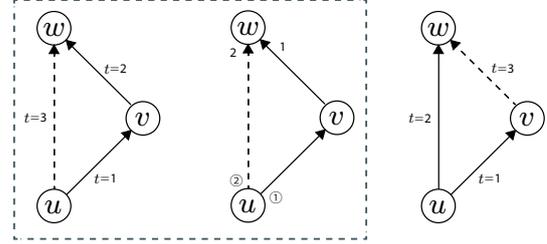


図 2 時系列情報の利用。左は u が v を模倣して w をフォローした可能性が存在するグラフである。このような各フォローの時系列順は、中央のグラフに示したように、 u がフレンドをフォローした順序と、 w がフォローにフォローされた順序によって決定することができる。右は模倣が行われた可能性がないグラフである。

$$Structure(u, v, w) = \begin{cases} 1 & \text{if } \langle u, v \rangle, \langle v, w \rangle, \langle u, w \rangle \in E \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

4.1.2 フォローに関する時系列情報

上記のネットワーク構造からの情報だけでは、時間に関する情報が無いため、各フォローがなされた順序がわからない。しかし、フォローの模倣が行われるのは、その時点で既に存在しているフォロー関係に対してである。そこで、フォローの順序関係を考慮することで、模倣されるはずがないフォロー関係を排除する。 $u, v, w \in V$ に対して、 $\langle u, v \rangle, \langle v, w \rangle, \langle u, w \rangle$ が存在するとする。この時、 u が v を模倣して w をフォローした可能性があるのは、 $\langle u, v \rangle$ と $\langle v, w \rangle$ が形成された時刻が、 $\langle u, w \rangle$ が形成された時刻よりも前であるときだけである。

ここで、 $u, v \in V$ に対して、 u のすべてのフレンドの中で、 u は v を何番目にフォローしたのかを $Friend_{order}(u, v)$ で表す。また、 w のすべてのフォロワーの中で、 v が w を何番目にフォローしたのかを $Follower_{order}(w, v)$ で表す。

[定義 7] $u, v, w \in V$ において、フォロー関係に関する時系列情報から u が v を模倣して w をフォローした可能性があるかどうかを判定する $Time(u, v, w)$ を以下のように定義する。

$$Time(u, v, w) = \begin{cases} 1 & \text{if } (Friend_{order}(u, v) < Friend_{order}(u, w)) \\ & \wedge (Follower_{order}(w, v) < Follower_{order}(w, u)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

ネットワーク構造と時系列情報を用いることで、模倣が行われた可能性のあるフォロー関係を見つけることが可能となる。しかし、あるフォローの形成において、模倣されたと考えられる候補が複数存在する場合、どのユーザが模倣されたのかは不

明である。そこで、被模倣ユーザに対して重み付けを行うことで、確率の形で、どのユーザが模倣されたのかを推定する。以下では、二つの重み付けの手法を示す。

4.1.3 興味の類似度による重み付け

Twitter では、同一のユーザが多様な話題についての情報を発信し、収集している。有益な情報源を収集する能力においても、話題によって能力差があると考えられる。そこで、各ユーザについて、どのような話題について詳しいのかを調査し、その情報を活用する。ユーザ u がユーザ w をフォローした場合、模倣された可能性のあるユーザの内、ユーザ w と興味の対象となる話題が類似しているユーザの方が、その話題に関する情報源発見能力に優れている可能性が高く、類似していないユーザよりも w へのフォローについて模倣された確率が高くなると考えられる。また、各ユーザは、自身の興味の対象となる話題についての情報を、他の話題についての情報よりも積極的に収集を行っており、その結果、興味の対象が自身と似ているユーザのフォローを模倣することの方が、自身と似ていないユーザのフォローを模倣することよりも多いと考えられる。よって、 u の w へのフォローについても、 u と話題の類似したユーザを模倣した確率の方が高いと考えられる。ここで、 $u, v \in V$ における u と v の興味に関する類似度を $Sim(u, v)$ で表す。この $Sim(u, v)$ は、式 (1) で定義されたものである。この類似度を用いて、重み付けを行う。

4.1.4 ハブ度に応じた重み付け

ハブ度が高いユーザは、他ユーザから多く模倣されるユーザである。そこで、ハブ度の高いユーザに、大きな重みをつけることで、誰が模倣されたのかを適切に推定できると考えられる。一番初めに、全てのユーザのハブ度を 1 とし被模倣数の推定を行う。次に、そのようにして求められた各ユーザのハブ度を用いて、もう一度重みを付け直して計算を行う。こうして反復計算を行うことで、被模倣数の推定をする。また、一部のユーザが重みを総取りしてしまわないようにするために、ダンピングファクタを用いる。

4.2 フォロー被模倣数の推定

本節では、4.1 節の要因を考慮し、二つの重み付け方法をそれぞれを用いたフォロー被模倣数の推定手法を提案する。

4.3 興味の類似度による重み付けを用いる推定手法

[定義 8] $\langle u, w \rangle \in E$, $n = |V|$ とする。この時、フォロー $\langle u, w \rangle$ が v を模倣することで行われた確率 $P^{(u, w)}(v)$ を、以下のように定義する。

$$P_{sim}^{(u, w)}(v) = \frac{c_v^{(u, w)}}{\sum_{s \in V} c_s^{(u, w)}} \quad (8)$$

ただし、

$$c_i^{(u, w)} = Structure(u, i, w) \times Time(u, i, w) \times Sim(u, i) \times Sim(i, w) \quad (9)$$

$Structure(u, i, w)$ は、ネットワーク構造による重み付けである。この重みにより、ネットワーク構造上 u が i を模倣して w をフォローした可能性がないものを排除する。 $Time(u, i, w)$

は、ネットワーク構造の構築に関する時系列情報による重み付けであり、この重み付けにより、フォロー関係の構築の時間順序からみて、模倣が行われた可能性がないものを排除している。 $Sim(u, i), Sim(i, w)$ は、ユーザの興味対象の類似性による重み付けである。この重み付けにより、ユーザの興味を反映することができる。以上より、 $c_i^{(u, w)}$ は、フォロー $\langle u, w \rangle$ が i を模倣した可能性の指標となる。 $c_i^{(u, w)} < c_j^{(u, w)}$ の時、フォロー $\langle u, w \rangle$ は、 i よりも j を模倣して行われた可能性が高いことを表している。

4.4 ハブ度に応じた重み付けを用いる推定手法

[定義 9] $\langle u, w \rangle \in E$, $n = |V|$ とする。この時、フォロー $\langle u, w \rangle$ が v を模倣することで行われた確率 $P^{(u, w)}(v)$ を、以下のように定義する。

$$P_{hub}^{(u, w)}(v) = d \times \frac{c_v^{(u, w)} \times H(v)}{\sum_{s \in V} c_s^{(u, w)} \times H(v)} + (1-d) \times \frac{c_v^{(u, w)}}{\sum_{s \in V} c_s^{(u, w)}} \quad (10)$$

ただし、

$$c_i^{(u, w)} = Structure(u, i, w) \times Time(u, i, w) \quad (11)$$

c_i は、ネットワーク構造と時系列情報を考慮した上で、模倣された可能性がない組み合わせに対しては 0 となる。 d はダンピングファクタを表している。式 10 の右辺第一項は、 v のハブ度に応じた重みの分配を行っている。式 10 の右辺第二項は、全ての被模倣候補に等しく重みを分配している。ただし、一番初めは、どのユーザのハブ度も計算されていないので、全てのユーザのハブ度を 1 として計算を行う。

以降、 P_{sim} と P_{hub} について、重み付けの手法の違いを特定せずに言及する場合には P という記法を用いる。

4.5 Copy(u) の推定

3 章でのハブ度の定義に用いた $Copy(u)$ は実際には知ることができないものであった。しかし、4.2 節で定義した $P^{(u, w)}(u)$ を用いることで、 $Copy(u)$ の近似を行う事ができる。

[定義 10] $u \in V$ を模倣したユーザの重複集合 $Copy(u)$ を次の $\tilde{C}opy(u)$ で近似する。

$$\tilde{C}opy(u) = \sum_{follow \in E} P^{follow}(u) \quad (12)$$

5. 評価実験

本章では、Twitter 上からサンプリングしたユーザに対して、提案手法と既存手法で有益さの推定を行い、その推定値がどの程度情報源本来の有益度を表しているのかを比較した。

本実験では、有益である情報源はフォロワーが多いと考え、2014 年 2 月時点でのフォロワー数を情報源本来の有益度として用いる。各手法で求めた有益度の推定値は、2011 年 5 月時点のものであり、当時のデータから直接 2014 年 2 月時点でのフォロワー数を知ることができないことに注意したい。また、本実験の目的は、提案手法が、まだ新しいがためにフォロワーは少ないが有益である情報源の有益さをどの程度推定できてい

るかを評価するものであるため、アカウント作成から二週間以内の新しいユーザをサンプリングした。また、提案手法や既存手法では、フォロワー数が0に近いユーザは有益さを推定できないことから、サンプリングされたユーザの中で、フォロワー数が4以上のものを実験に使用した。

5.1 データセット

本節では、本研究に用いたデータセットの説明を行う。本研究では Rui ら [6] が 2011 年 5 月に収集した Twiter 上のネットワークをもとにした。このネットワークの構成は以下のとおりである。

- 無作為に選ばれた 100,000 ユーザをもとにしてフォロー関係をクロール
- ユーザ数 $|V| = 21,604,165$
- フォロー関係数 $|E| = 284,885,001$

このネットワークを後述のネットワークと区別するために $D_{11}(V, E)$ とする。

このネットワークには、フォローの順序関係が保存されていない。しかし、ハブ度を求める際にフォロー関係の順序情報が必要となる。そこで、TwitterAPI で取得したフォロー関係は新しいものから順に並んでいることから、各ユーザの 2014 年 2 月現在のフォロー関係を取得することで 2011 年 5 月時点でのフォロー関係の順序を近似できると考えた。そのようにして収集したネットワークを $D_{14}(V', E')$ とする。 $D_{14}(V', E')$ の詳細は 5.2 節で説明する。

5.2 実験の詳細

本節では、本研究での実験がどのように行われたのかの詳細を記す。

実験の手順は次のようになっている。

- (1) D_{11} 上から、アカウント作成から二週間以内でフォロワー数が 4 以上の 48 ユーザをランダムにサンプリングする。
- (2) 抽出された 48 ユーザに対して、提案手法と既存手法を用いて有益さの推定を行う。この 48 ユーザの集合を S とする
- (3) S の各ユーザの本来の有益さとして、2014 年 2 月時点でのフォロワー数を D_{14} から取得し、各手法の推定値と比較する。

5.2.1 $D_{14}(V', E')$ について

D_{14} はハブ度を求める際に必要となるフォロー関係の順序を知るために必要なデータであるが、 D_{11} に存在するすべてのユーザをクロールするのは困難である。そこで、クロールする必要があるデータは以下のように限定できることを利用する。

- $s \in S$ である s のハブ有益度を求めるためには、 $v \in Followers(s)$ のハブ度がわかればよい。
- v のハブ度を計算するときに必要とされるフォロー関係に関する時系列情報は、 $u \in Followers(v)$ のフォロー順序と $w \in Friends(v)$ のフレンドのフォロー順序である。
- 加えて、 u, w に関して、 $\langle u, w \rangle$ が存在するような u, w に限定できる。

このようにして S のハブ有益度を求めるためにクロールを行う必要のあるユーザを特定し、そのユーザに対してフォロー関係を順序付きで収集した結果が D_{14} である。

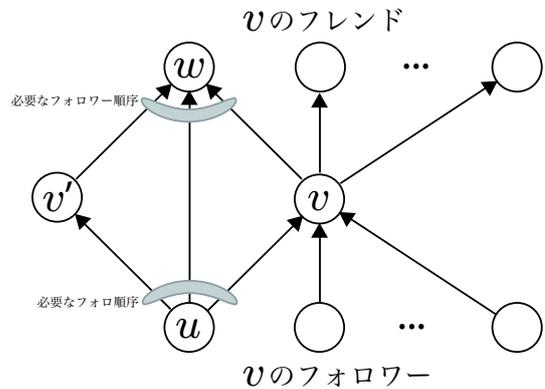


図 3 時系列情報が必要となるユーザ。 v のハブ度を求める際に必要となるのは、 u のフォロー順序と v のフォロー順序である。 v' は、 $\langle u, w \rangle$ が模倣を行った v 以外の候補である。

5.2.2 比較対象となる各手法

実験手順 3 では、本提案手法とその他の類似手法で S の各ユーザに対して、有益さを計算する。そこで、この実験に用いた提案手法と比較する類似手法の詳細を本節で述べる。

a) 提案手法

4. 章で提案した手法には、四つの要素が存在した。ここで、「ネットワーク構造」を n 、「興味の類似度による重み付け」を s 、「フォローに関する時系列情報」を t 、「ハブ度に応じた重み付け」を h で表すこととし、例えば、「ネットワーク構造」と「ユーザの興味のある話題」の二つを使用する手法を HUB^{ns} と表現する。ただし、「フォローに関する時系列情報」と「ハブ度に応じた重み付け」を共に用いる実験は現時点では行っていない。本実験では提案手法として、 $HUB^n, HUB^{nt}, HUB^{ns}, HUB^{nst}$ の四つでハブ度を計算した。また、ハブ有益度の定義として、 $W^{sum}, W^{mean}, W^{g-index}$ の三つがあり、これらの三つの定義によるハブ有益度を比較に使用する。それぞれの定義による手法を $HUB_{sum}, HUB_{mean}, HUB_g$ と記す。なお、g-index を求めるときのパラメータを $c = 10000$ 、「ハブ度による反復」を用いた手法では、反復回数を 6 回、ダンピングファクタ d を 0.85 とした。

b) 比較手法

本節では、比較に用いる類似手法の詳細とパラメータ設定の説明を行う。

- **フォロワー数**, 2011 年 5 月時点でのフォロワーの数を情報源の有益さの指標とみなす手法。以下では FW と記す。
- **フレンド数**, 2011 年 5 月時点でのフレンドの数を情報源の有益さの指標とみなす手法。以下では FR と記す。
- **HITS**, HITS アルゴリズム [11] を用いて計算されたオーソリティ度を情報源の有益さの指標とみなす手法。以下では HITS と記す。本実験では、反復回数を 10 回に設定して行った。
- **PageRank**, PageRank アルゴリズム [9] によって計算された値を情報源の有益さの指標とみなす手法。以下では、PR と記す。本実験では、ダンピングファクタ $d = 0.85$ に設定し、反復回数 10 回で行った。

以上の各提案手法と類似手法を実験し比較した。

5.3 実験結果と分析

本節では、実験結果から、提案手法と類似手法がどの程度有益さを近似できていたのかを比較分析した。

表1は、各手法による S の有益さの推定値を示している。どの手法も、数値の大きい物ほど、より有益な情報であることを表す。表2は、各手法と2014年2月時点でのフォロワー数との相関係数を示している。相関係数を求める際に、各数値の(底が10である)対数をとったものを用いた。

5.3.1 提案手法の分析

- ハブ有益度の計算方法としては、相加平均、g-indexに比べて、総和が一番いい結果を示した。
- 全手法の中で、提案手法である HUB^n が一番いい結果となった。
- 「フォローに関する時系列情報」や「興味の類似度による重み付け」を用いた場合には相関が下がっている。
- HUB^{nh} は HUB^n と極めて相関の高い結果となった。このことから、「ハブ度に応じた重み付け」は、重み付けを行わない場合とほぼ同じ結果となることがわかる。

5.3.2 比較手法の分析

- 比較手法の中で一番相関が高いのは FW である。このことから、アカウント作成からあまり時間の立っていないユーザの中で、積極的にフレンドを増やすユーザは、その後のフォロワー数が伸びる傾向にある、ということがわかる。しかし、Twitterでは、フォローバックと呼ばれる、フォローに対して礼儀としてフォローを返すような風潮が存在する。フォローバックにより、情報源としての有益さに関わらずフレンドの多いユーザのフォロワー数が増える可能性も考えられる。
 - 提案手法の中で FW について相関が高いのは FW である。しかし、この相関値0.35はそれほど高くない。このことは、当時のフォロワー数が少ないユーザの中に、今後フォロワー数が増えるものが存在することを示している。
 - $HITS$ や $PageRank$ のように、当時のフォロワー数に強く影響の受ける手法は、相関が低くなっている。
- 全ての手法の中で、提案手法が良い結果を示した。しかし、その手法は、提案手法内では一番ナイーブなものであった。今後、「フォローに関する時系列情報」や各種重み付けを行った場合に、なぜ相関値が下がったのかを分析していく必要がある。現時点では、サンプル数が少ないことによるノイズによる影響、情報源本来の有益さの指標として選んだ「フォロワー増加数」が不適、などの理由が考えられる。

6. 今後の課題

本論文では、被参照数の多少にかかわらず有益な情報源を特定するために、被模倣数への着目という、被参照数に基づく手法とは違ったアプローチにより、有益な情報源を特定する手法を提案した。しかし、Twitterなどのソーシャルネットワーク上では、直接模倣に関する情報を取得することはできない。そこで、参照の模倣をより正確に推定するために、複数の要素を提案した。このようにして、参照の模倣を推定することで、多

くのユーザから参照を模倣されるユーザを特定することが可能となった。このように多くのユーザから模倣されるユーザは、周りから情報源発見能力に関して信頼を得ているユーザであると仮定することにより、参照に関する模倣の推定を行うことで、情報源発見能力に優れたユーザを見つけることが可能となる。また、情報源発見能力の高いユーザが多く参照する情報源は、被参照数の多少にかかわらず有益なものであることから、有益な情報源を見つけるための手法の提案を行った。提案手法の評価として、48ユーザをサンプルに取り、ハブ有益度とその他の比較手法で有益さの推定を行い、比較と分析を行った。分析結果から、有益な情報源を発見するために情報源発見能力に優れたユーザが有効であることがわかった。しかし、サンプル数が48ユーザと少なかったこともあり、提案手法、比較手法共に本来の性質を十分には発揮できていないと考えられる。今後、より大きなネットワークに対して本提案手法を適用し、有益な情報源を大規模に収集し、分析したいと考える。また、全手法の中で一番良い結果を示した手法は、提案手法の中で一番ナイーブなものである。このことは、有効であると考えられた要素が有効ではなかったことを示している。この原因についても詳しく分析する必要がある。本論文では、有益な情報源を求めることを目標とし、手法を構成した。しかし、情報源発見能力の高いユーザを収集することを目的とすることで、さらに異なった分析が可能になると考える。情報源発見能力の高いユーザの発信する情報やプロフィールなど解析することで、情報源発見能力の高いユーザに共通する要素を見つけることが出来れば、その要素を模倣することで、自身が情報源発見能力の高いユーザとなることも可能である。

文 献

- [1] RSS 2.0 Specification. <http://www.rssboard.org/rss-specification>.
- [2] Leo Egghe. Theory and practise of the g-index. *Scientometrics*, Vol. 69, No. 1, pp. 131–152, 2006.
- [3] John Hopcroft, Tiancheng Lou, and Jie Tang. Who will follow you back?: reciprocal relationship prediction. In *Proceedings of the 20th ACM international conference on Information and knowledge management*, pp. 1137–1146. ACM, 2011.
- [4] Haibo Hu and Xiaofan Wang. How people make friends in social networking sites: a microscopic perspective. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 391, No. 4, pp. 1877–1886, 2012.
- [5] Haewoon Kwak, Changhyun Lee, Hosung Park, and Sue Moon. What is twitter, a social network or a news media? In *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, pp. 591–600. ACM, 2010.
- [6] Rui Li, Shengjie Wang, Hongbo Deng, Rui Wang, and Kevin Chen-Chuan Chang. Towards social user profiling: unified and discriminative influence model for inferring home locations. In *KDD*, pp. 1023–1031, 2012.
- [7] David Liben-Nowell and Jon Kleinberg. The link-prediction problem for social networks. *Journal of the American society for information science and technology*, Vol. 58, No. 7, pp. 1019–1031, 2007.
- [8] Viet-An Nguyen, Ee-Peng Lim, Hwee-Hoon Tan, Jing Jiang, and Aixin Sun. Do you trust to get trust? a study of

表 1 各手法の比較

| S | FW | FR | $HITS$ | PR | HUB_{sum}^n | HUB_{mean}^n | $HUB_{g-index}^n$ | HUB_{sum}^{nt} | HUB_{mean}^{nt} | $HUB_{g-index}^{nt}$ | HUB_{sum}^{ns} | HUB_{mean}^{ns} | $HUB_{g-index}^{ns}$ | HUB_{sum}^{nts} | HUB_{mean}^{nts} | $HUB_{g-index}^{nts}$ | HUB_{sum}^{nh} | HUB_{mean}^{nh} | $HUB_{g-index}^{nh}$ |
|----------|------|------|------------------------|--------|-----------------------|-----------------------|-------------------|-----------------------|-----------------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|----------------------|
| S_1 | 4 | 1 | 8.67×10^{-9} | 0.1501 | 8.25×10^{-4} | 2.06×10^{-4} | 2.18 | 5.35×10^{-5} | 1.34×10^{-5} | 0.58 | 1.39×10^{-4} | 4.62×10^{-5} | 2.09 | 5.33×10^{-5} | 1.33×10^{-5} | 2.06 | 7.10×10^{-4} | 1.78×10^{-4} | 2.40 |
| S_2 | 4 | 4 | 3.08×10^{-9} | 0.1503 | 1.98×10^{-3} | 4.96×10^{-4} | 4.46 | 9.78×10^{-4} | 2.45×10^{-4} | 3.89 | 3.80×10^{-3} | 1.27×10^{-3} | 6.16 | 9.76×10^{-4} | 2.44×10^{-4} | 4.42 | 1.84×10^{-3} | 4.59×10^{-4} | 4.28 |
| S_3 | 4 | 1 | 1.04×10^{-10} | 0.1504 | 2.98×10^{-3} | 7.44×10^{-4} | 5.46 | 1.63×10^{-3} | 4.09×10^{-4} | 4.04 | 1.69×10^{-3} | 4.22×10^{-4} | 4.11 | 1.64×10^{-3} | 4.09×10^{-4} | 5.72 | 2.66×10^{-3} | 6.65×10^{-4} | 5.16 |
| S_4 | 4 | 4 | 6.09×10^{-9} | 0.1501 | 5.15×10^{-4} | 1.29×10^{-4} | 3.05 | 4.47×10^{-4} | 1.12×10^{-4} | 3.15 | 5.51×10^{-5} | 1.38×10^{-5} | 0.69 | 4.52×10^{-5} | 1.13×10^{-5} | 0.76 | 3.98×10^{-4} | 9.95×10^{-5} | 1.29 |
| S_5 | 4 | 5 | 6.03×10^{-9} | 0.1501 | 5.43×10^{-4} | 1.36×10^{-4} | 2.75 | 4.93×10^{-4} | 1.33×10^{-4} | 2.85 | 6.09×10^{-5} | 1.52×10^{-5} | 0.67 | 5.42×10^{-5} | 1.36×10^{-5} | 0.70 | 5.19×10^{-4} | 1.30×10^{-4} | 2.79 |
| S_6 | 4 | 12 | 8.06×10^{-9} | 0.1502 | 1.44×10^{-3} | 3.59×10^{-4} | 3.23 | 1.33×10^{-3} | 3.23×10^{-4} | 3.38 | 7.23×10^{-4} | 1.81×10^{-4} | 2.39 | 6.39×10^{-4} | 1.60×10^{-4} | 2.56 | 1.18×10^{-3} | 2.94×10^{-4} | 3.61 |
| S_7 | 4 | 1 | 4.84×10^{-9} | 0.1501 | 5.06×10^{-4} | 1.26×10^{-4} | 2.83 | 4.74×10^{-4} | 1.19×10^{-4} | 2.89 | 1.80×10^{-4} | 4.50×10^{-5} | 1.78 | 1.67×10^{-4} | 4.19×10^{-5} | 1.82 | 3.74×10^{-4} | 9.35×10^{-5} | 1.21 |
| S_8 | 4 | 8 | 2.73×10^{-9} | 0.1504 | 2.44×10^{-3} | 6.10×10^{-4} | 4.94 | 1.90×10^{-3} | 4.75×10^{-4} | 4.36 | 1.87×10^{-3} | 4.67×10^{-4} | 4.32 | 1.89×10^{-3} | 4.73×10^{-4} | 6.15 | 2.05×10^{-3} | 5.13×10^{-4} | 4.53 |
| S_9 | 5 | 5 | 2.78×10^{-9} | 0.1501 | 4.28×10^{-3} | 8.57×10^{-4} | 6.55 | 2.71×10^{-3} | 5.41×10^{-4} | 5.20 | 9.10×10^{-4} | 2.27×10^{-4} | 3.99 | 2.72×10^{-3} | 5.44×10^{-4} | 7.37 | 4.93×10^{-3} | 9.86×10^{-4} | 7.02 |
| S_{10} | 5 | 7 | 2.82×10^{-8} | 0.1501 | 1.43×10^{-3} | 2.85×10^{-4} | 3.49 | 1.24×10^{-3} | 2.48×10^{-4} | 4.08 | 4.12×10^{-4} | 8.24×10^{-5} | 3.23 | 3.56×10^{-4} | 7.12×10^{-5} | 1.54 | 1.08×10^{-3} | 2.15×10^{-4} | 4.14 |
| S_{11} | 5 | 1 | 2.10×10^{-10} | 0.1501 | 2.17×10^{-4} | 4.33×10^{-5} | 1.81 | 1.94×10^{-4} | 3.89×10^{-5} | 2.02 | 2.13×10^{-5} | 4.26×10^{-6} | 0.86 | 1.82×10^{-5} | 3.65×10^{-6} | 0.88 | 1.54×10^{-4} | 3.08×10^{-5} | 2.05 |
| S_{12} | 5 | 6 | 8.05×10^{-9} | 0.1504 | 2.88×10^{-3} | 5.76×10^{-4} | 5.37 | 2.63×10^{-3} | 5.27×10^{-4} | 5.13 | 2.73×10^{-3} | 5.46×10^{-4} | 5.23 | 2.49×10^{-3} | 4.97×10^{-4} | 4.02 | 2.68×10^{-3} | 5.35×10^{-4} | 5.17 |
| S_{13} | 5 | 5 | 1.07×10^{-8} | 0.1501 | 1.21×10^{-3} | 2.42×10^{-4} | 3.58 | 1.15×10^{-3} | 2.30×10^{-4} | 3.67 | 3.22×10^{-4} | 6.44×10^{-5} | 1.51 | 2.96×10^{-4} | 5.92×10^{-5} | 1.58 | 1.07×10^{-3} | 2.13×10^{-4} | 3.78 |
| S_{14} | 5 | 1 | 1.46×10^{-8} | 0.1501 | 1.37×10^{-3} | 2.73×10^{-4} | 3.59 | 1.27×10^{-3} | 2.54×10^{-4} | 3.70 | 9.50×10^{-5} | 1.94×10^{-5} | 0.61 | 8.90×10^{-5} | 1.78×10^{-5} | 0.64 | 1.36×10^{-3} | 2.72×10^{-4} | 3.51 |
| S_{15} | 5 | 6 | 9.70×10^{-9} | 0.1501 | 9.70×10^{-4} | 1.94×10^{-4} | 4.11 | 2.18×10^{-5} | 4.36×10^{-6} | 0.89 | 7.41×10^{-6} | 2.47×10^{-6} | 0.95 | 2.17×10^{-5} | 4.35×10^{-6} | 0.78 | 8.67×10^{-4} | 1.73×10^{-4} | 2.30 |
| S_{16} | 5 | 5 | 7.80×10^{-9} | 0.1501 | 9.26×10^{-4} | 1.85×10^{-4} | 4.27 | 9.05×10^{-4} | 1.81×10^{-4} | 4.27 | 8.91×10^{-5} | 1.78×10^{-5} | 0.77 | 8.74×10^{-5} | 1.75×10^{-5} | 0.77 | 7.88×10^{-4} | 1.58×10^{-4} | 2.52 |
| S_{17} | 6 | 13 | 3.14×10^{-9} | 0.1505 | 8.45×10^{-3} | 1.41×10^{-3} | 9.19 | 7.06×10^{-3} | 1.18×10^{-3} | 8.40 | 5.62×10^{-3} | 9.36×10^{-4} | 7.50 | 7.14×10^{-3} | 1.19×10^{-3} | 11.95 | 1.25×10^{-2} | 2.09×10^{-3} | 11.20 |
| S_{18} | 6 | 7 | 7.12×10^{-8} | 0.1502 | 2.34×10^{-3} | 3.89×10^{-4} | 4.31 | 2.42×10^{-3} | 4.04×10^{-4} | 4.20 | 8.88×10^{-4} | 1.48×10^{-4} | 2.62 | 9.20×10^{-4} | 1.53×10^{-4} | 4.37 | 2.12×10^{-3} | 3.54×10^{-4} | 4.50 |
| S_{19} | 6 | 4 | 3.86×10^{-8} | 0.1530 | 1.72×10^{-3} | 2.87×10^{-4} | 5.29 | 1.06×10^{-4} | 1.77×10^{-5} | 2.16 | 2.95×10^{-5} | 9.84×10^{-6} | 0.87 | 1.06×10^{-4} | 1.77×10^{-5} | 1.87 | 1.32×10^{-3} | 2.21×10^{-4} | 4.04 |
| S_{20} | 6 | 7 | 3.58×10^{-9} | 0.1503 | 2.75×10^{-3} | 4.59×10^{-4} | 5.77 | 2.63×10^{-3} | 4.38×10^{-4} | 5.88 | 2.51×10^{-3} | 4.18×10^{-4} | 6.02 | 2.36×10^{-3} | 3.94×10^{-4} | 4.18 | 2.31×10^{-3} | 3.85×10^{-4} | 4.28 |
| S_{21} | 6 | 16 | 1.94×10^{-8} | 0.1503 | 1.64×10^{-3} | 2.74×10^{-4} | 5.10 | 1.61×10^{-3} | 2.68×10^{-4} | 5.12 | 1.04×10^{-3} | 1.74×10^{-4} | 3.81 | 1.02×10^{-3} | 1.70×10^{-4} | 3.84 | 1.41×10^{-3} | 2.35×10^{-4} | 3.38 |
| S_{22} | 6 | 6 | 8.71×10^{-9} | 0.1502 | 9.78×10^{-4} | 1.63×10^{-4} | 4.39 | 2.08×10^{-5} | 3.47×10^{-6} | 0.95 | 2.11×10^{-5} | 3.51×10^{-6} | 0.95 | 2.08×10^{-5} | 3.47×10^{-6} | 0.89 | 8.05×10^{-4} | 1.34×10^{-4} | 2.71 |
| S_{23} | 7 | 8 | 5.07×10^{-8} | 0.1502 | 2.49×10^{-3} | 3.55×10^{-4} | 4.54 | 2.30×10^{-3} | 3.29×10^{-4} | 5.00 | 9.79×10^{-4} | 1.40×10^{-4} | 4.23 | 9.05×10^{-4} | 1.29×10^{-4} | 4.30 | 2.23×10^{-3} | 3.18×10^{-4} | 4.68 |
| S_{24} | 7 | 8 | 1.68×10^{-8} | 0.1502 | 2.08×10^{-3} | 2.97×10^{-4} | 4.76 | 1.94×10^{-3} | 2.77×10^{-4} | 5.09 | 6.89×10^{-5} | 1.84×10^{-5} | 2.65 | 6.76×10^{-4} | 9.66×10^{-5} | 2.66 | 1.95×10^{-3} | 2.79×10^{-4} | 5.03 |
| S_{25} | 7 | 3 | 2.12×10^{-9} | 0.1502 | 3.73×10^{-4} | 5.33×10^{-5} | 1.32 | 7.03×10^{-6} | 1.00×10^{-6} | 0.95 | 7.79×10^{-6} | 1.11×10^{-6} | 0.95 | 7.00×10^{-6} | 1.00×10^{-6} | 0.90 | 2.85×10^{-4} | 4.07×10^{-5} | 1.50 |
| S_{26} | 7 | 7 | 1.57×10^{-8} | 0.1504 | 3.43×10^{-3} | 4.90×10^{-4} | 5.38 | 3.43×10^{-3} | 4.90×10^{-4} | 5.37 | 1.58×10^{-3} | 2.26×10^{-4} | 3.33 | 1.59×10^{-3} | 2.27×10^{-4} | 3.31 | 3.23×10^{-3} | 4.61×10^{-4} | 5.50 |
| S_{27} | 7 | 3 | 3.66×10^{-9} | 0.1502 | 4.10×10^{-4} | 5.86×10^{-5} | 3.20 | 3.54×10^{-4} | 5.06×10^{-5} | 1.48 | 4.61×10^{-5} | 6.59×10^{-6} | 0.82 | 3.99×10^{-5} | 5.70×10^{-6} | 0.83 | 2.78×10^{-4} | 3.97×10^{-5} | 1.59 |
| S_{28} | 8 | 9 | 1.26×10^{-9} | 0.1502 | 6.19×10^{-4} | 7.74×10^{-5} | 3.19 | 5.70×10^{-4} | 7.13×10^{-5} | 3.23 | 7.06×10^{-5} | 8.82×10^{-6} | 0.82 | 6.40×10^{-5} | 8.00×10^{-6} | 0.82 | 4.23×10^{-4} | 5.29×10^{-5} | 3.36 |
| S_{29} | 8 | 6 | 1.38×10^{-9} | 0.1504 | 1.37×10^{-2} | 1.71×10^{-3} | 11.69 | 1.36×10^{-2} | 1.70×10^{-3} | 11.68 | 1.25×10^{-3} | 8.31×10^{-5} | 3.77 | 1.35×10^{-2} | 1.69×10^{-3} | 16.46 | 1.18×10^{-2} | 1.48×10^{-3} | 10.88 |
| S_{30} | 8 | 8 | 1.27×10^{-8} | 0.1506 | 3.44×10^{-3} | 4.30×10^{-4} | 5.50 | 1.29×10^{-3} | 1.61×10^{-4} | 3.70 | 1.48×10^{-3} | 1.85×10^{-4} | 3.47 | 1.28×10^{-3} | 1.60×10^{-4} | 6.12 | 2.73×10^{-3} | 3.42×10^{-4} | 6.24 |
| S_{31} | 9 | 12 | 2.64×10^{-8} | 0.1635 | 4.09×10^{-3} | 4.55×10^{-4} | 7.04 | 3.64×10^{-3} | 4.05×10^{-4} | 7.39 | 3.43×10^{-3} | 3.81×10^{-4} | 5.35 | 2.99×10^{-3} | 3.32×10^{-4} | 5.75 | 3.64×10^{-3} | 4.05×10^{-4} | 7.26 |
| S_{32} | 9 | 27 | 2.26×10^{-8} | 0.1506 | 5.94×10^{-3} | 6.60×10^{-4} | 7.34 | 4.79×10^{-3} | 5.32×10^{-4} | 6.09 | 4.40×10^{-3} | 4.88×10^{-4} | 6.39 | 4.75×10^{-3} | 5.28×10^{-4} | 9.75 | 4.75×10^{-3} | 5.28×10^{-4} | 6.18 |
| S_{33} | 10 | 8 | 2.14×10^{-8} | 0.1503 | 2.51×10^{-3} | 2.51×10^{-4} | 6.87 | 1.68×10^{-4} | 1.68×10^{-5} | 2.02 | 3.06×10^{-3} | 6.11×10^{-4} | 5.52 | 1.69×10^{-4} | 1.69×10^{-5} | 1.53 | 2.25×10^{-3} | 2.25×10^{-4} | 5.14 |
| S_{34} | 10 | 8 | 8.08×10^{-9} | 0.1503 | 8.79×10^{-4} | 8.79×10^{-5} | 2.59 | 8.19×10^{-4} | 8.19×10^{-5} | 2.66 | 7.98×10^{-5} | 7.98×10^{-6} | 0.67 | 7.16×10^{-5} | 7.16×10^{-6} | 0.70 | 7.54×10^{-4} | 7.54×10^{-5} | 2.64 |
| S_{35} | 11 | 10 | 2.71×10^{-8} | 0.1502 | 2.24×10^{-3} | 2.04×10^{-4} | 5.07 | 2.14×10^{-3} | 1.95×10^{-4} | 5.11 | 4.57×10^{-4} | 4.15×10^{-5} | 3.16 | 4.21×10^{-4} | 3.83×10^{-5} | 3.21 | 2.18×10^{-3} | 1.98×10^{-4} | 4.83 |
| S_{36} | 12 | 7 | 8.46×10^{-9} | 0.1503 | 8.89×10^{-4} | 7.41×10^{-5} | 2.62 | 7.99×10^{-4} | 6.66×10^{-5} | 3.01 | 9.81×10^{-5} | 8.17×10^{-6} | 0.64 | 8.82×10^{-5} | 7.35×10^{-6} | 0.67 | 6.83×10^{-4} | 5.69×10^{-5} | 2.81 |
| S_{37} | 13 | 13 | 9.45×10^{-9} | 0.1508 | 8.75×10^{-3} | 6.73×10^{-4} | 10.50 | 2.34×10^{-3} | 1.80×10^{-4} | 5.28 | 1.42×10^{-3} | 4.74×10^{-4} | 3.77 | 2.35×10^{-3} | 1.80×10^{-4} | 7.02 | 7.74×10^{-3} | 5.95×10^{-4} | 9.12 |
| S_{38} | 13 | 21 | 4.36×10^{-8} | 0.1514 | 9.48×10^{-3} | 7.29×10^{-4} | 10.03 | 8.44×10^{-3} | 6.49×10^{-4} | 10.45 | 8.01×10^{-3} | 6.17×10^{-4} | 8.32 | 7.20×10^{-3} | 5.54×10^{-4} | 8.74 | 1.06×10^{-2} | 8.14×10^{-4} | 11.06 |
| S_{39} | 13 | 14 | 2.67×10^{-8} | 0.1503 | 2.01×10^{-3} | 1.55×10^{-4} | 5.52 | 1.83×10^{-3} | 1.41×10^{-4} | 5.84 | 2.20×10^{-4} | 1.69×10^{-5} | 2.17 | 2.04×10^{-4} | 1.57×10^{-5} | 2.18 | 1.67×10^{-3} | 1.28×10^{-4} | 5.83 |
| S_{40} | 14 | 21 | 1.14×10^{-7} | 0.1507 | 5.13×10^{-3} | $$ | | | | | | | | | | | | | |