

Mastodonにおける自己評価維持モデルに基づいた フォロー先推薦機構の試作

A Preliminary Implementation of Followee Recommendation Mechanism with Self-evaluation Maintenance Model on Mastodon

松下拓真
Takuma Matsushita

福田直樹
Naoki Fukuta

静岡大学情報学部
Faculty of Informatics, Shizuoka University

静岡大学大学院情報学領域
College of Informatics, Academic Institute, Shizuoka University

Cyber-bullying and suicide are one of the most serious issues on the SNS-based communication. Mastodon is a distributed SNS and it doesn't have own protecting system for these issues. We use self-evaluation to measure that our approach is working or not. In this paper, we propose preliminary idea of a recommending algorithm to prevent decreasing of self-evaluation and give a simulation-based comparison with another recommending algorithm which has been used on a major microblogging service.

1. はじめに

SNSにおけるいじめや自殺問題への対策は重要な課題であり、対策方法の検討がされている。中央管理型のSNSであるTwitterでは、ユーザ間のトラブルを防止する機能として、危険な単語を排除する機構を備えている他、自傷行為をしているアカウントを報告するなどの機能が存在する。分散型SNSであるMastodonではサーバが個人によって管理され、一部のボランティアなどによりTwitterのような対策を行なっている。このような対策には管理が行き届かない可能性のほか、対策そのものが終了する可能性も考えられる。このような対処方法では、コミュニケーションから現実世界にまで踏み込んだような事件が起こる可能性については対処されていないという問題がある。Facebookのような匿名性の低いSNSと比べ、MastodonはTwitterのような比較的匿名性の高いSNSである。本研究では、周りとの繋がりを維持、向上するための支援を行うため、自己評価維持モデルに基づいた支援を行う。社会心理学で提唱された自己評価維持モデルでは、他人との関係が自己評価に大きな影響を与えるとされており、agent-based modelによる自己評価計算モデルで自己評価が低下する状況では自殺が増加することが指摘されている[Liu 17]。本研究では分散型SNSのひとつであるMastodonに注目し、自己評価の低下を防ぐためのユーザ支援機構を試作する。

2. 背景

自己評価維持モデルとは、人間が自己評価を維持もしくは向上することを動機づけられていること及び他人との関係が自己評価に大きな影響を与えるということを述べたモデルである[Tesser 88]。自己評価とは主観的な評価であり、他者から見た自分ではなく、自分から見た自分を評価したものである。また他人との関係の喪失が自殺に影響を与えることが、Durkheimらによって述べられている[Durkheim 52]。この自己評価維持モデルとDurkheimの法則に基づき、agent-based modelを用いて自己評価を計算する機構が提案されている[Liu 17]。Liuらのモデルでは繋がりの強さを用いて、自己評価を計算しており、SNSでの繋がりの強さを求めるための研究はGilbertらが

行なっている[Gilbert 12]。Gilbertらのモデルでは、繋がりの強さとしてコミュニケーションを取っている期間やTF-IDFによる特徴語の類似度、感情を意味する単語などから繋がりの強さを求めている。SNSにおける自殺問題への対策は様々なアプローチで行われている。[Abboute 14]ではTwitterの投稿を分類し、自殺の危険を自動的に検知することを行っており、[Won 13]ではTwitterでの自殺率とその特性を線形回帰によって分析している。また推薦手法において、DalyらはFriend-of-Friend, Content Matching, Content-plus-Link, SONARの4つの異なる推薦手法を比較し、人口を増やす目的ではFriend-of-Friend、長い期間において繋がりを維持するのであればContent Matchingを使用すべきだとしている[Daly 10]。またFriend-of-Friendでは'rich getting richer'と呼ばれる、推薦手法によって、近傍するユーザを多く持つユーザほど多くのユーザを獲得することがわかっており、ネットワークの価値が低下すると述べている。TwitterではWho-to-Followシステムの推薦手法としてFriend-of-Friendが使用されている[Su 16]。

2.1 自己評価維持モデル

Liuらのモデルではソーシャルネットワーク $G = (V, E, \omega)$ の V をagent、 E をエージェント間の繋がりとすることで以下のように表現する[Liu 17]。

$$E \subseteq V^2 \setminus \{(u, u) | u \in V\}$$

ω はそれぞれの E に対する繋がりの重み $E \rightarrow [0, 1]$ であり、この ω が高ければ高いほど強い繋がりを持つ。例えば $\omega(u, v) = 1$ はとても強い繋がりを意味し、 $\omega(u, v) = 0$ はとても弱い繋がりを意味する。このようなネットワークから自己評価を求めたいノードをegoとし、そのノードに対するego-networkを設定する。ego-networkでは、あるノードと隣接するそれぞれのノード及びエージェント間のエッジ E と ω を考慮し、そこから自己評価 ϵ を求める。このときの自己評価 ϵ はego-networkを隣接行列で表現した際のegoに対する固有ベクトル中心性である。ここで固有ベクトル中心性を求める際のegoが持つself-loopは、egoの先天性のストレス耐性とする。またネットワーク G が変化した際、自己損失 γ を以下のように定義する。

$$\gamma(v) = 1 - \frac{\epsilon'(v)}{\epsilon(v)}$$

連絡先: 松下拓真, 静岡大学情報学部情報科学科,
〒432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1,
takuma.matsushita.14@shizuoka.ac.jp

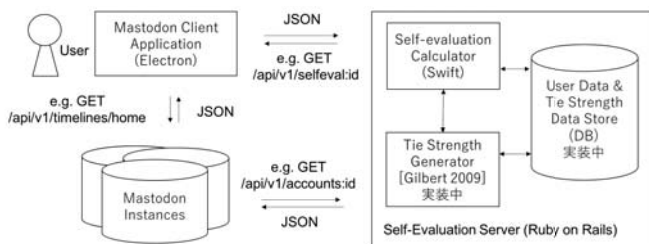


図 1: 試作機構の構成図

この自己損失は自分がある期間で、どの程度自己評価が低下したのかを表す指標となる。

2.2 Mastodon

Mastodon は分散型 SNS と呼ばれる SNS の一つである^{*1}。分散型 SNS には複数の実装が存在する。近年実装されたもので Mastodon に近いものとしては GNU Social と呼ばれる実装が存在する^{*2}。Mastodon では、個人がインスタンスと呼ばれるサーバを所有することができ、管理することが可能である。インスタンスにはそれぞれ管理者が目的を設置したりすることで、それぞれが特色を持ち、そこに所属している人たちがコミュニケーションをとっている。ユーザはインスタンスに所属し、インスタンス内のユーザを Twitter や Instagram などに見られるフォロー機能を活用することで、インスタンス内のユーザの投稿した文章を読むことができる。また Twitter とは異なり、インスタンス内の全ての投稿を観測できるストリームが存在する。さらに連合と呼ばれるストリームも存在し、インスタンスの管理者が協定を結んでいる場合、連合に参加している他のインスタンスの文章を観測できる。本稿執筆時点における Mastodon のインスタンス数は、1390 であるとされる^{*3}。この API から得られるインスタンスの情報は、Mastodon 開発者のインスタンスと連合を結んでいるインスタンスのみであり、実際にはさらに多くのインスタンスが運営されていると考えられる。Mastodon には文字制限が 500 文字となっており、240 文字である Twitter とは大きく異なり、ユーザの投稿に表現の幅が広いと考えられる。またセンシティブな内容には、フィルタリングがかけられており、表示するかどうかは投稿ごとにユーザに委ねられる。また電話帳などのインポート機能がせず、現実世界での繋がりよりもインターネット上での繋がりが多いことが予想される。

3. Mastodon への適用

図 1 に本機構の構成図を示す。Mastodon インスタンスに改良を加え防止機構を備えるには、全てのインスタンスに新たな機構を挿入しなければならないため、本機構ではクライアントサイドでの提案を行う設計にしている。ただしユーザの情報やユーザに何らかの提案を行う機能に関しては、サーバサイドで計算することが望ましいため、サーバサイドとクライアントサイド両方の実装で実現する。サーバサイドで自己評価を計算することには、プライバシーの観点、およびサーバサイドに計算結果をストアすることで、計算にかかるコストを削減できるためである。特にプライバシーに関しては、他人にユーザの自己評価が直接見えてしまうことは大きな問題であり、自己



図 2: ユーザインタフェースの一部

評価の計算結果ではなく、自己評価によって得られた結果を返す仕様とする。サーバサイドではユーザの繋がり（重み）計算機構と自己評価計算機構及び、あるユーザをフォローした際の将来的な自己評価の変化を計算する機構を備える。クライアントサイドでは基本的な Mastodon クライアントアプリケーションとしての機能のために Mastodon API と通信が可能であり、前述した自己評価管理サーバと通信することで支援を行う。自己評価を計算する機構を使用するためには、前述したように自己評価を計算したいユーザとその周りの人々との繋がり（重み）が必要となる。SNS の情報からユーザ間の繋がり（重み）を計算する手法については Gilbert らによって提案されており [Gilbert 12]、この計算手法によって Mastodon 上での自己評価の計算が実現可能となる。これらの機能は後から標準の機能としても組み込めるよう、既存のライブラリと親和性が高い設計にしている。図 2 にユーザインタフェースを示す。

4. 推薦手法

自己評価を向上させるには他のユーザとの新たな繋がり（重み）を増やすということが考えられ、その際に全体としての自己評価が向上するようなこと以外に、極度に自己評価が低いユーザが少ないことが望ましいと考えられる。本研究が支援を対象とするユーザは、被験者実験への参加を求めることが適切でないと考えられるような具体的かつ切迫した問題を持った立場となっている場合もあり、もし被験者実験を行った場合には、本機構のなんらかのアクションの副作用によって致命的な帰結をもたらす可能性がある。そのような可能性を持つ被験者実験には倫理的な面から避けるべきである。そのため、ここでは理想的な推薦手法をシミュレーションによって検討する。Mastodon におけるネットワーク構造は判明していないため、ランダムネットワークとスケールフリーネットワークにおけるシミュレーションを行い、その上で推薦手法を適用し、自己評価を計算することで、アルゴリズムの選定を行う。

推薦手法の 1 つである Friend-of-Friend には “rich get richer” と呼ばれる、多くのフォロワーを持っているユーザがこの推薦手法によって、より多くのフォロワーを多く獲得するという傾向がある。Twitter はこの傾向に対して、フォロワーが少ない人もこの推薦手法によってフォロワーを獲得していると述べている [Su 16]。

先述したように、Mastodon にはいじめを防止する機構が存在しないため、フォロワーが少ない人の自己評価が低下し

*1 <https://github.com/tootsuite/mastodon>

*2 <http://www.gnu.org/software/social/>

*3 <https://instances.social>

Algorithm 1 Week Helper

```

 $min \leftarrow 0$ 
for  $(u, v) \in V^2, u = v$  do
  for  $(v, s) \in V^2, v = s$  do
    Save  $s$ , if  $s$ 's self-evaluation  $< min$ 
     $min \leftarrow s$ 's self-evaluation
  end for
end for
Add directed edge  $(u, s)$  with probability
Add directed edge  $(s, u)$  with probability

```

てしまうことを避けるために、推薦手法として自己評価の低い人の自己評価が向上するようなものであることが望ましい。Mastodon ではインスタンス内にいる全てのユーザを API によって取得することはできず、自己評価が低い人を全体の中から探し出すことはできない。本研究ではユーザのフォロワーを遡って推薦ユーザを決定を行う。具体的には Friend-of-Friend アルゴリズムにおけるユーザの選定過程に自己評価を考慮することで、対処を行う。Friend-of-Friend は 2 ステップのランダムウォークを行い、フォロワーのフォロワーから対象者を選ぶアルゴリズムである。ここで提案アルゴリズムは、フォロワーのフォロワーから自己評価が低い人を選び、推薦を行う。提案アルゴリズムが自己評価を利用しているのは、“rich get richer” に対して、フォロワーが少ないユーザのみを推薦対象に選ぶことが自己評価の観点から危険性が考えられるためである。例えばフォロワーが多くてもフォロワーとの繋がりが弱く、自己評価が低いユーザを推薦することでこのようなユーザを推薦対象にすることができる。以下にアルゴリズムを示す。

5. シミュレーション

まず、スケールフリーネットワークである Barabasi-Albert モデル [Albert-L á szl ó 16] と、ランダムネットワークである Erdos-Renyi モデル [Watts 98] を用い、無向グラフを生成する。スケールフリーネットワークでは、べき乗則に倣ったネットワークが生成され、リンクの数が少ないノードが大量に生成されるが、リンクを多く持つようなノードがわずかに生成される。ランダムネットワークでは、ポアソン分布にしたがったネットワークが生成され、ほとんどのノードが同じ数のリンクを持ち、繋がりの数が大きなノードがほとんど生成されない。このような違いを持つ 2 つのネットワークから、Liu らのアルゴリズムを用いて有向グラフを生成した [Liu 17]。その後、生成された有向グラフに対して、Friend-of-Friend と提案アルゴリズムである Week Helper を適用し、比較を行なった。Friend-of-Friend では、あるノードに対して向かっているエッジを 2 回遡って取得したノードをランダムに取得する。Week Helper では、Friend-of-Friend のように 2 回遡って取得したノードから、自己評価が最も低いノードを選択する。このように選択されたノードに対して、エッジを生成する。この際エッジの重みは 0.5 とした。

表 1, 2 にシミュレーションによって得られた、各手法の適用後の自己評価値の平均、分散、および最小値を示す。表中の FoF は Friend-of-Friend アルゴリズムによる推薦によって新たなエッジを接続したものであり、WH は Friend-of-Friend アルゴリズムによって見つかった人たちの中でも自己評価の低いノードを選択したものである。計算結果は 10 回試行したものを平均したものである。平均値においてはどちらの BA,

表 1: $p = 1$ のときの Erdos-Renyi model におけるシミュレーション結果

	Friend-of-Friend	Week Helper
中央値	0.031592551	0.031534616
平均	0.031586206	0.031566056
最小	0.03020614	0.030151507
最大	0.033002222	0.035785367
標準偏差	0.000479481	0.000593782
分散	2.30E-07	3.53E-07

表 2: $p = 1$ のときの Barabasi-Albert model におけるシミュレーション結果

	Friend-of-Friend	Week Helper
中央値	0.015172684	0.015458042
平均値	0.01945937	0.019557755
最小	0.004880366	0.006467888
最大	0.351715418	0.372655329
標準偏差	0.019872288	0.020100777
分散	0.000394908	0.000404041

ER ネットワークの推薦後は僅かな変化であった。また BA ネットワークでは分散を抑えつつ最小値を向上させることができたことが読み取れる。ER ネットワークでは最小値をわずかに向上させたが、分散が僅かに大きくなった。このときの Barabasi-Albert モデルにそれぞれの推薦手法を適用した際の、自己評価の値をある範囲で区切った際とその人数は図 3 のようになる。Friend-of-Friend よりも提案アルゴリズムのほうが、自己評価が極端に低いノードの数が減っていることが読み取れる。

さらに、この推薦手法がネットワーク中で、ユーザの自己評価の低下を防ぐことを示すためのシミュレーションを行なった。各ステップごとに、自己評価が低くなったユーザとランダムに選択されたノードを取り除き、Friend-of-Friend と提案アルゴリズムを適用する。ステップは 100 回繰り返した。図 4 に結果を示す。どちらの推薦手法も、自己評価が低いノードがある程度減った後に、ノード数の減少が少なくなっている。しかし、Friend-of-Friend アルゴリズムの方がノード数の減少が激しく、減少の変化が大きいステップが多いことが観測できる。

6. 結論と今後の課題

本研究では Mastodon における自己評価維持モデルを利用した推薦手法を提案した。また自己評価計算モデルの Mastodon への適用を行い、繋がりの重みの計算などで課題が残るものの適用可能性を示した。使用される推薦手法はシミュレーションによって確認し、推薦手法のパラメータを変更した上で、どの程度提案手法が自己評価に影響を及ぼすのかを確認した。また提案手法は長期的な適用を考慮した際に効果が発揮されることが確認された。今後の課題として、繋がりの重みおよび自己評価計算モデルの信頼性に関わる問題と、過去の研究で明らかにされてきた社会心理学の事実を確認することがあげられる。しかし倫理的な観点からこれらはシミュレーションによって十分に確認されることが必要となる。推薦手法の改良は今後の課題であり、より複雑な状況でのシミュレーションが必要である。また自己評価が低下しないような状況をメカニズムデザイ

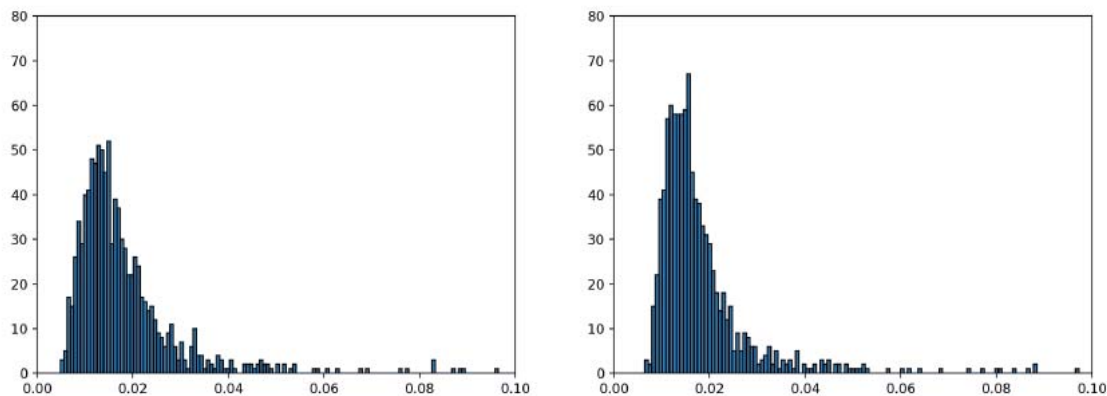


図 3: Barabasi-Albert モデルにおける推薦手法の比較. 左側が Friend-of-Friend. 右側が提案アルゴリズム.

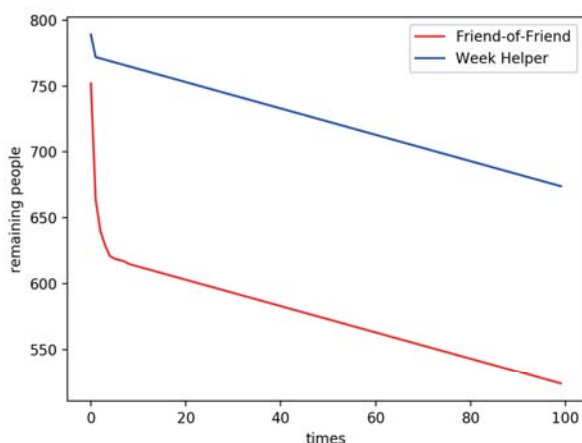


図 4: 100 ステップまでノードを取り除く処理を実行した結果

ンなどの手法から明らかにすることができないか模索することも重要な課題である。さらにインスタンスが管理者によって削除されたり、過疎化してしまうことへの対策も課題として挙げられる。

参考文献

- [Abboute 14] Abboute, A., Boudjeriou, Y., Entringer, G., Azé, J., Bringay, S., and Poncelet, P.: Mining Twitter for Suicide Prevention, in Métais, E., Roche, M., and Teisseire, M. eds., *Natural Language Processing and Information Systems*, pp. 250–253, Cham (2014), Springer International Publishing
- [Albert-L á szl ó 16] Albert-L á szl ó Barab á si, M á rton P ó sfai *Network science*, Cambridge University Press, Cambridge (2016)
- [Daly 10] Daly, E. M., Geyer, W., and Millen, D. R.: The Network Effects of Recommending Social Connections, in *Proceedings of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '10*, pp. 301–304, New York, NY, USA (2010), ACM
- [Durkheim 52] Durkheim, E., Simpson, G., and SPAULDING, J. A.: *Suicide. A Study in Sociology...* Translated by John A. Spaulding and George Simpson. Edited with an Introduction by George Simpson, London (1952)
- [Gilbert 12] Gilbert, E.: Predicting Tie Strength in a New Medium, in *Proceedings of the ACM 2012 Conference on Computer Supported Cooperative Work, CSCW '12*, pp. 1047–1056, New York, NY, USA (2012), ACM
- [Liu 17] Liu, J., Li, L., and Russell, K.: What Becomes of the Broken Hearted?: An Agent-Based Approach to Self-Evaluation, Interpersonal Loss, and Suicide Ideation, in *Proceedings of the 16th Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems, AAMAS '17*, pp. 436–445, Richland, SC (2017), International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems
- [Su 16] Su, J., Sharma, A., and Goel, S.: The Effect of Recommendations on Network Structure, in *Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web, WWW '16*, pp. 1157–1167, Republic and Canton of Geneva, Switzerland (2016), International World Wide Web Conferences Steering Committee
- [Tesser 88] Tesser, A.: Toward a Self-Evaluation Maintenance Model of Social Behavior, Vol. 21 of *Advances in Experimental Social Psychology*, pp. 181 – 227, Academic Press (1988)
- [Watts 98] Watts, D. J. and Strogatz, S. H.: Collective dynamics of 'small-world' networks, *Nature*, Vol. 393, No. 6684, pp. 440–442 (1998)
- [Won 13] Won, H.-H., Myung, W., Song, G.-Y., Lee, W.-H., Kim, J.-W., Carroll, B. J., and Kim, D. K.: Predicting National Suicide Numbers with Social Media Data, *PLOS ONE*, Vol. 8, No. 4, pp. 1–6 (2013)