

ソーシャルメディアを利用した知識共有のモデル化

Knowledge Sharing Modeling using Social Media

中村大介 鳥海不二夫 石井健一郎
Daisuke NAKAMURA, Fujio TORIUMI, Kenichiro ISHII

名古屋大学大学院情報科学研究科
〒464-8603 名古屋市千種区不老町
Graduate School of Information Science, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, 464-8603 Japan

概要: 近年, SNS やミニブログに代表されるソーシャルメディアが急速に普及して来ており, その知識共有, 及びイノベーション創発への利用が期待されている. 本論文では, ソーシャルメディアの機能が問題解決に及ぼす影響を分析するために, ソーシャルメディアの特性に注目した知識共有のモデルを提案する.

Abstract: Recently, the social media such as SNSs and microblogs spread rapidly, and are expected to be used for knowledge sharing and emergence of innovations. In this paper, we propose a knowledge sharing model which focuses on the social media features to analyze the effect of the social media systems for problem solving.

1 はじめに

近年, ソーシャルネットワーキングサービス (Social Networking Service:以下 SNS) やミニブログに代表される, Web 上でのコミュニケーションを支援するサービス, ソーシャルメディアが急速に普及してきている. 世界規模で展開する Facebook¹ではユーザ数が5億人を突破し [1], 国内のGREE²でも2000万人を超えるユーザが存在する [2].

一方で, 運営者がソーシャルメディアを情報交換の場としようと考えていても, ユーザ側の理解が得られなければ十分に利用されず, 単に作っただけのソーシャルメディアと化すことも多い. したがって, ユーザ側にはソーシャルメディアを利用するモチベーションを与えることが重要となる. しかしながら, モチベーションをソーシャルメディアの外側 (なんらかの報酬を与える, など) に求めると, それらの報酬が失われた時点で利用頻度が減少すると予想される. そのため, 情報交換のためのソーシャルメディアには, 情報交換自体がユーザにとって利用のモチベーションとなる設計が求められる.

そこで本研究では, 情報交換がスムーズに行われ, その結果ユーザが利益を得られるようなソーシャルメディアの設計を目指すため, ソーシャルメディアの特性に

注目した知識共有のモデル化を行い, ソーシャルメディアの機能が問題解決に及ぼす影響を分析する.

本論文では, ソーシャルメディアの機能の違いによって生じる差異について分析を行うため, ソーシャルメディアにおける日記の掲載等を情報の公開とみなし, その公開範囲の違いが知識共有に与える影響について分析する.

2 関連研究

知識共有やイノベーション創発のモデル化に関する研究としては, 組織における製品開発や知識継承をモデル化した研究 [3][4] のほか, 論文の共著関係をモデル化した研究 [5] などが挙げられる.

ソーシャルメディアに関する研究としては, SNS 上での友人関係やコミュニティ構造を分析した研究 [6], ユーザの行動について分析した研究 [7], SNS の成長をモデル化した研究 [8] が挙げられる.

また, ソーシャルメディア上での情報共有に関して, ブログにおけるリンク構造やトピックの内容に注目した, 情報伝播経路の特定についての研究 [9] が挙げられる. SNS 上の情報伝播をモデル化し, 実証実験による有効性評価を行った研究 [10] では, SNS の持つ特徴が, 有益な情報を得るためのフィルタとして機能していることが指摘されている.

¹<http://www.facebook.com/>

²<http://gree.jp/>

その他関連研究として、企業 SNS に注目し、その協調学習について考察した研究 [12]、ソーシャルメディア上でのコミュニティ活動について、ユーザが得られるインセンティブや、それに伴うモチベーションを分析した研究 [11] が挙げられる。

3 知識共有モデル

3.1 概要

本研究では、エージェントベースシミュレーションを用いて個々のエージェントの動作を記述することにより、ソーシャルメディア全体の振る舞いを解析する。特に本モデルでは、Twitter のフォロー関係のように、一方的に情報を参照することができる関係性である、有向の友人関係を持つソーシャルメディアを考える。

ソーシャルメディアの一員である各エージェントは、自分の知識に基づく情報を発信する。発信された情報は、そのエージェントを参照している他のエージェントによって閲覧される。各ユーザは収集した情報を利用して、自分の知識を更新する。本モデルの概要を図 1 に示す。

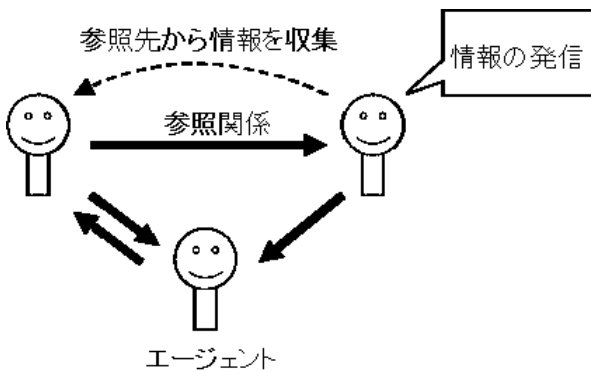


図 1: モデルの概要

3.2 エージェント

本モデルでは、ソーシャルメディア内で知識共有を行うユーザをエージェント (a_i) とする。各エージェント a_i が持つ知識は、 N 次元のベクトル $E_i = (e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{iN})$ によって表現する。ここで i は i 番目のエージェントであることを、 N は知識分野の総数を表す。各要素 e_{ij} は 0, 1 の値をとるバイナリ値である。また、各エージェントはそれぞれ、次節で述べるような目的関数を持つ。各エージェントの目的は、目的関数を最大化する知識を獲得することにある。これは、企業において各部署の目標を達成するために必要な知識の獲得を目指すこ

とに対応する。エージェントごとに異なる目的関数を持つことで、部署ごとに必要な知識が異なる状態を表現する。さらに、目的関数を用いることで知識の獲得を最適化問題として捉えることが可能となる。

また、エージェントは他のエージェントに対して参照リンクを持つ。これは、情報を収集する際にどのエージェントを参照するかを決定するものである。参照リンクは有向リンクであり、一方的な関係が成り立つ。すなわち、Twitter におけるフォロワーのように、一方的に他人の情報を参照することができるものとする。

3.3 目的関数

本モデルにおけるソーシャルメディア上には、複数の目的が存在するものとする。目的達成への最適な知識を評価する評価関数として、NK ランドスケープを用いる [13]。知識 E_i を 1 つの遺伝子型と考えた時、NK ランドスケープでは、各遺伝子座をそれぞれ自身の値だけでなく、周囲の遺伝子座との組み合わせによって評価する。NK ランドスケープは元々生物が進化する過程を示すモデルとして提案されたが [14]、技術の進化、組織学習といった分野で利用されている。

NK ランドスケープでは、1 つの遺伝子の変化により他の遺伝子の評価値も変化するため、1 つの遺伝子座の評価値の上昇が、必ずしも遺伝子型全体の評価値の上昇へと繋がらない。このような性質は、現実の問題解決に際し、知識の複雑性やイノベーションをより良く表現出来るものと考えられる。

NK ランドスケープによる、遺伝子の適合度は以下のように決定される。まず、 N は遺伝子の長さを示す。各遺伝子は 1 か 0 の値を取り、各遺伝子ごとに適合度を持つ。1 つの遺伝子の適合度は、自分と周辺 K 個の遺伝子との関係によって決定される。NK ランドスケープの概要を図 2 に示す。

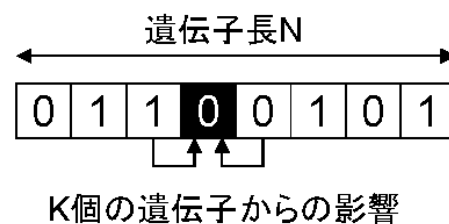


図 2: NK ランドスケープによる遺伝子の評価

例えば $K = 2$ の場合、各遺伝子座の適合度の寄与分は、他の 2 つの遺伝子との組み合わせによって決定される。このとき、他の遺伝子とどのような関係にあった場合どのような適合度を持つかは、表 1 のような適合度列を用いて決定する。このとき、適合度列は遺伝

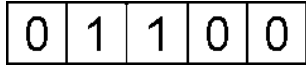


図 3: 遺伝子型の例

子座ごとに別々のものを用いる．このようにして得られた適合度の合計を遺伝子全体の適合度とする．したがって，評価関数 $L(E_i)$ は以下のようにあらわされる関数となる．

$$L(E_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i(e_{i-[K/2]}, \dots, e_i, \dots, e_{i+[K/2]}) \quad (1)$$

$f_i(\dots)$: 適合度列に従って値を返す関数

$\lfloor x \rfloor$: 実数 x に対して x 以下で最大の整数を返す関数

例として，図 3 のような遺伝子型について，各遺伝子座に対して表 1 で表される適合度列が与えられたと仮定して適合度の計算を行う．このとき，左端の遺伝子から左右の遺伝子との組み合わせによって順に適合度を計算して行くと，遺伝子型に対しては，以下のような適合度が得られる．

$$\{001(0.592) + 011(0.589) + 110(0.842) + 100(0.793) + 000(0.141)\} / 5 = 0.591$$

なお，一般的に適合度列は $[0, 1]$ の一様乱数によって決定される．

表 1: 適合度列の例 [13]

000	0.141
001	0.592
010	0.653
011	0.589
100	0.793
101	0.233
110	0.842
111	0.916

本研究では，NK ランドスケープを用いて知識が進化する様子をモデル化する．すなわち，知識列 E が遺伝子に対応し，遺伝子の評価関数が知識の目的への適合度となる．評価関数に対して最適な遺伝子を持つことが，目的に対して最適な知識を持つことに対応する．

各エージェントは L_a 種類の適合度列からランダムに 1 つを割り当てられ，それによって情報の評価を行う．このとき同一の適合度列を持ったエージェント同士は，同一の目的に向かって知識の獲得を行っているエージェントであることから，同一の部署にいる社員などを表現していると考えてよい．

4 シミュレーションの流れ

4.1 概要

提案モデルを用いて，ソーシャルメディアにおける情報流通が知識の進化にもたらす影響を確認するシミュレーションを行う．

本シミュレーションでは，各エージェントは自らの知識を評価関数に対して最適化するために，他のエージェントの知識を使って自らの知識を進化させる．この際，進化には GA の基本的な概念である交叉を利用する．すなわち，自分の知識を進化させるであろう情報に出会ったとき，各エージェントは自分の知識 E_i と参照したエージェント a_j が持つ知識 E_j とを交叉する．その結果得られた知識を新しい知識 E_i とする．

次節からシミュレーションの流れについて説明する．本シミュレーションは情報収集フェーズ，情報参照フェーズ，学習フェーズに分けられる．これら一連のフェーズをシミュレーションの 1 ステップとする．

4.2 情報収集フェーズ

情報収集フェーズでは，各エージェントがその観測範囲に存在する他のユーザの知識を収集する．これは，ソーシャルメディアにおいて他のユーザが書いたブログなどを参照することに対応する．

本研究では，ソーシャルメディア全体から情報を収集する場合と，参照リンクが張られているユーザの情報のみを収集する場合の 2 通りを想定する．

4.3 情報選択フェーズ

情報選択フェーズでは，情報収集フェーズで各エージェントが受け取った情報の中から，知識の進化に利用する情報を選択する．選択は 2 段階に分けて行う．まず，各エージェントは受け取った情報の中から，ランダムに S_t 個の情報を選択する．更に，エージェントはこのようにして選択した情報の中から，自分の評価関数を用いたとき最も適合度の高い情報を 1 つ選択する．

1 段階目の操作は，現実社会において得られたすべての情報が必ずしも知識の進化に利用されるわけではないことを表現する．すなわち，あまりにも多すぎる情報が与えられた場合，どれが重要かを正しく判断できなくなる状態を表現することが可能となる．次に，ある程度の量まで情報が絞られれば，自らの目的達成に適した情報を抽出できるであろうと仮定し，2 段階目の選択を行う．

この処理は，GA の基本的な操作である遺伝子の選択法の 1 つ，トーナメント方式に該当し，1 段階目の

処理で選択する遺伝子の個数 S_t をトーナメントサイズと呼ぶ [13] .

4.4 情報学習フェーズ

本フェーズでは、情報選択フェーズで選択した情報と、エージェントが持つ情報の遺伝子を交叉させることで、情報の学習を行う。交叉には2点交叉を用いて、エージェントは交叉の結果を新たな知識として保持する。さらに、学習の結果、自分の情報の適合度が下がった場合には、一定の確率 R で情報を参照するリンクの張り替えを行う。リンクの張り替えでは、学習に利用した知識を持っていたエージェントへの参照リンクを外し、リンクしていないエージェントの中からランダムに1つを選択して新たなリンクの接続を行う。

5 シミュレーション

5.1 シミュレーションの目的・設定

本研究の目的は、最適な知識共有を実現するソーシャルメディアを設計することが目的である。そこで、提案モデルを用いて、どのような場合に知識の共有がスムーズに、かつ理想的に行われるかを明らかにすることを目的とし、シミュレーションを行う。

本論文では、まず、知識の流通経路によって各エージェントが持つ知識の適合度の向上がどのように変化するかを確認する。

ここでは、知識の参照先を「全体」と「リンク先のみ」に分けて考える。

参照先が全体の場合は、各エージェントは他のすべてのエージェントから情報を得ることができる。これは、すべてのユーザが同時に参照可能な掲示板やQAシステムを利用したことに相当する。

参照先がリンク先のみの場合は、各エージェントは参照対象としているエージェントからのみ情報を得ることができる。これは、SNSなどで友人公開のブログを読むことや、Twitterの呟きを読むことに相当する。ただし、このとき参照対象が良い情報を提供していないと判断した場合は、よりよい情報を提供してくれるエージェントを探して、参照対象を変更する可能性がある。本シミュレーションにおける設定を表2に示す。エージェント数を1000、各エージェントから他のユーザへの出リンク数を10として、初期ネットワークは格子状とした。エージェントが参照する範囲についてリンク先のみ、全体の2通りについて分析を行った。それぞれのシミュレーションの適合度列は同一のものを使用した。

パラメータ	値
エージェント数 M	1000
出リンク数 L_i	10
ランドスケープ数 L_a	5
遺伝子長 N	20
影響を受ける遺伝子数 K	5
トーナメントサイズ S_t	10
再接続確率 R	0.001
繰り返し回数	100

5.2 シミュレーション結果および考察

シミュレーションを行った結果について述べる。全エージェントが持つ知識の平均評価値が推移する様子を図4に示す。なお、縦軸は評価値を、横軸はステップ数を表す。

図4より、リンク先のみ参照している場合、全体参照に比べ早い段階で最適化が進んでいる。しかしながら、その進化は徐々に鈍化し、シミュレーション後半には大きな進化は見られない。

一方、全体参照の場合は5ステップ程度まではリンク先のみ参照と同様の進化が見られるが、その後進化の速度が鈍化している、しかしながら、その後も継続して進化が進み、最終的にはリンク先のみ参照した場合よりも高い評価値を得ていることが分かる。

これは、リンク先のみを参照する場合には、高い適合度のユーザからの知識が得やすいことから早い段階で収束するのに対し、全体を参照した場合には、より多様なアイデアに触れる機会があるため、効率は悪いものの最終的には高い評価値になると考えられる。

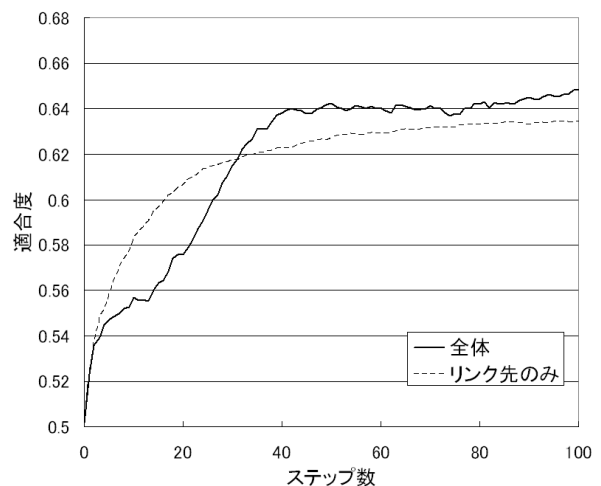


図 4: 適合度の平均値の推移

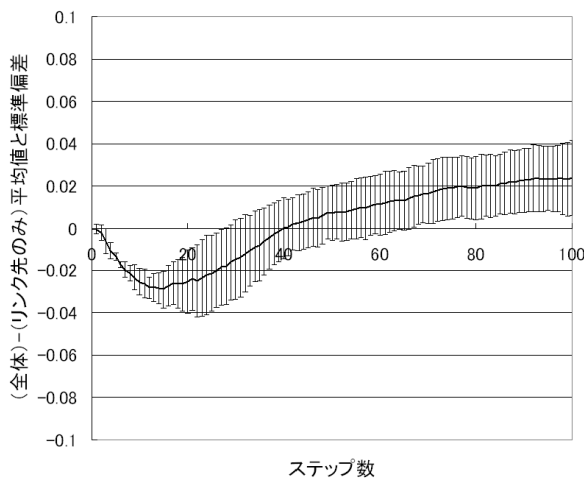


図 5: ロバスト性の確認

5.3 適合度列の影響の分析

次に、前節の結果のロバスト性を確認するために、適合度列を別に6パターン用意し、それぞれについて全体参照とリンク先のみ参照を行った場合に、評価値がどのように進化するかを確認した。

その結果を図5に示す。横軸はステップ数を、縦軸は全体を参照した場合とリンク先のみを参照した場合での各ステップにおける平均評価値の差について、6パターンの平均と標準偏差を表す。これより、いずれの場合においてもリンク先のみ参照したほうが早い段階で収束するが、全体参照をした方が最終的な評価値が高くなることが示唆された。この結果から、具体的な目標に関わらず、友人間のコミュニケーションではある程度の結果が早く得られるのに対し、全体を見通すことで、より多様な意見に触れる機会が生まれ、いずれはよりよいアイデアを得られることが確認された。これは一般的な認識にも合う結果であると考えられる。

6 まとめ

本研究では、ソーシャルメディアを介した知識共有についてエージェントベースシミュレーションを用いて分析を行った。ソーシャルメディアのユーザに複数の目的が存在する状況を想定して、ユーザの情報参照方法によって知識の進化がどのように変化するかを確認した。その結果、ソーシャルメディア全体から情報を受け取った場合と比べ、情報を受け取る相手のある程度絞り込んだ方が早い段階で知識が進化するが、最終的には全体から情報を受け取ったほうが有効な知識を得ることができることを確認した。

今後の課題としては、ユーザのモチベーションの設定がある。本論文で提案したモデルでは、有効な知識が得られなかった場合、ユーザは参照先を変更するにとどまる。しかしながら、実際のソーシャルメディアでは十分な知識が得られない場合、その利用をやめてしまうことが多い。このような状況をモデル化するために、ユーザのモチベーションを考慮に入れる必要がある。

また、ソーシャルメディアの特性をモデル化することで、情報参照先以外の特性が知識の進化にどのような影響を与えるのかを確認することも今後の課題の一つである。

さらに、得られた知見を実際のソーシャルメディアにフィードバックし、実証実験を行うことも重要な課題の一つである。

謝辞

本研究はNTTとの共同研究「大学における情報・知識の蓄積と共有による知識創出プロセスの研究とシステム開発」の助成を受けて行われました。また、名古屋大学情報戦略室の山本修一郎教授のご協力に感謝致します。

参考文献

- [1] Inc. Facebook. 統計 — facebook. <http://www.facebook.com/press/info.php?statistics>.
- [2] グリー株式会社. 2010年6月期第4四半期決算説明会. <http://www.gree.co.jp/ir/>.
- [3] Nigel Gilbert, Andreas Pyka, and Petra Ahrweiler. Innovation networks - a simulation approach. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Vol. 4, , 2001.
- [4] 藤田幸久, 仲瀬明彦, 中山康子, 鳥海不二夫, 石井健一郎. 組織における知識継承のモデル化 (教育工学). 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 90, No. 1, pp. 52-61, 2007-01-01.
- [5] Nigel Gilbert. A simulation of the structure of academic science. *Sociological Research Online*, Vol. 2, , 1997.
- [6] 松尾豊, 安田雪. Snsにおける関係形成原理: mixiのデータ分析. 人工知能学会論文誌 = Transactions of the Japanese Society for Artificial Intelligence : AI, Vol. 22, pp. 531-541, 2007-11-01.

- [7] 山口竜一, 鳥海不二夫, 石井健一郎. Sns のユーザ行動分析 (社会システムと知能). 情報処理学会研究報告. ICS, [知能と複雑系], Vol. 2009, No. 16, pp. 69–74, 2009-02-23.
- [8] 鳥海不二夫, 石田健, 石井健一郎. Sns におけるネットワーク成長モデルの提案. 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 93, No. 7, pp. 1135–1143, 2010-07-01.
- [9] 横山正太郎, 江口浩二, 大川剛直. 潜在トピックを用いたブログ空間からの情報伝搬ネットワーク抽出. 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 93, No. 3, pp. 180–188, 2010-03-01.
- [10] 竹内亨, 寺西裕一, 春本要, 下條真司. ソーシャルネットワークに基づいた情報伝播型コミュニケーションの実証実験による有効性評価. 情報処理学会論文誌, Vol. 47, No. 2, pp. 555–565, 2006-02-15.
- [11] 山田和明, 中小路久美代, 山本恭裕”. オンラインコミュニティにおける知識共創のモデル. 人工知能学会 第四回知識流通ネットワーク研究会, 2009.
- [12] 山本修一郎, 神戸雅一. 企業内 SNS と協調学習. 人工知能学会 第四回知識流通ネットワーク研究会, 2009.
- [13] 伊庭斉志. 遺伝的アルゴリズム. 医学出版, 2002.
- [14] S. Kauffman. *The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*. Oxford University Press, 1993.