

ソーシャルメディアにおける投稿文字数の違いを考慮したメタ報酬ゲーム Meta-Rewards Game Considering the Differences in the Amount of Text

板橋 慶太[†] 菱山 玲子[†]
Keita Itabashi Reiko Hishiyama

1. はじめに

メタ報酬ゲーム[1]はソーシャルメディアにおける記事投稿・記事へのコメント・コメントへの返信といった一連のやりとりを一般化したモデルである。そして、従来のモデル[1]においては、記事やコメントの投稿に伴うコストおよび他のユーザからのコメントによって得られる利得が考慮されている。しかし、従来のモデル[1]におけるコストと利得には、記事やコメントにおける入力文字数の違いが考慮されていない。

そこで、本研究では入力文字数に上限がある投稿を想定し、上限に対する文字数の充足率の違いがコストと利得に反映されるようにメタ報酬ゲームを拡張した。そして、文字数充足率の違いが記事投稿・記事へのコメント・コメントへの返信のすべての段階で生じ得るケース（モデル 1）と記事投稿のみで生じ得るケース（モデル 2）を考え、エージェントベースシミュレーションを行った。その結果、モデル 2 ではモデル 1 に比べて文字数充足率が高くなる可能性が示唆された。

2. 従来研究

鳥海ら[1]はソーシャルメディア上における記事投稿・記事へのコメント・コメントへの返信（コメント返し）といった一連のやりとりをメタ報酬ゲームとして一般化し、自発的に協調（記事投稿）が促進されるメカニズムをエージェントベースシミュレーションによって明らかにした。その結果、コメントされることによる利得がコメントを投稿するコストよりも大きいときに協調が促進されることが示唆された。

また、メタ報酬ゲームに関連する研究として、BA モデルや WS モデルといった複数のネットワーク構造を用いた研究[2]や、直接互惠性を考慮してモデルを拡張した研究[3]、SNS におけるフリーライダーの戦略に着目した研究[4]などがある。

なお、本研究では鳥海ら[1]のメタ報酬ゲームを参考にしてモデルを拡張する。

3. 従来モデル

ここでは、鳥海ら[1]におけるメタ報酬ゲームおよび遺伝的アルゴリズムについて概説する。

準備

エージェント数を N とし、エージェントのネットワーク構造を完全グラフとする。各エージェント i はパラメータとして記事投稿率 B_i とコメント投稿率 L_i を持つ。ここで、

[†] 早稲田大学大学院 創造理工学研究所
Graduate School of Creative Science and Engineering,
Waseda University

B_i と L_i はそれぞれ長さ 3 のビット列で表現され、初期値はランダムに生成される。このとき、 B_i と L_i は $0/7 \sim 7/7$ の離散値で表現される。例えば、 B_i を表すビット列が 011 のときには、 $B_i = (0 \times 2^2 + 1 \times 2^1 + 1 \times 2^0)/7 = 3/7$ となる。なお、後述する遺伝的アルゴリズムを用いて 1 ステップ（メタ報酬ゲーム 4 回）毎に B_i と L_i を更新する。

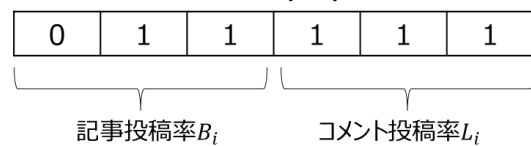


図 1: ビット列のイメージ

Step1. 記事投稿

各ゲーム t において、各エージェント i には発見率 S_{it} (S_{it} は一様乱数で $0 \leq S_{it} < 1$) が与えられる。そして、 $S_{it} < B_i$ のとき、 i は記事投稿コスト F を支払って記事を投稿し、 i に隣接するエージェントは記事利得 M を得る。ここで、コスト F ($F \geq 0$) を支払うことは、 $-F$ を得ることと同じ意味であり、以降のコスト C, C'' も同様である。

Step2. コメント

i が記事を投稿したとき、 i に隣接するエージェント j は発見率 S_{jt} で i の記事を発見する。そして、 j は確率 L_j で i の記事にコメントする。このとき、 j はコメントコスト C を支払い、 i はコメント利得 R を得る。

Step3. コメント返し

i の記事に j がコメントしたとき、 j に隣接するエージェント k は発見率 S_{kt} で j のコメントを発見する。そして、 k は確率 L_k で j のコメントに返信（コメント返し）する。このとき、 k はコメント返しコスト C'' を支払い、 j はコメント返し利得 R'' を得る。

以下の図 2 は Step1～Step3 の流れを示した図である。

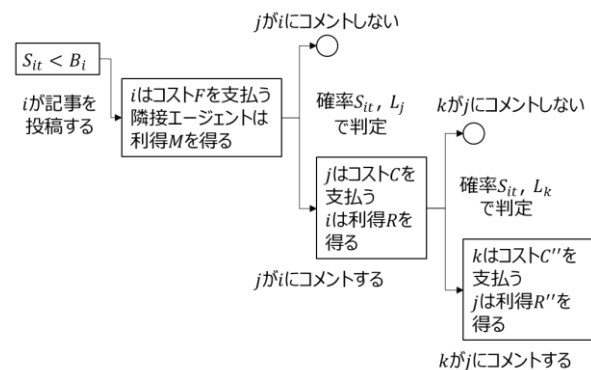


図 2: メタ報酬ゲーム（鳥海ら[1]をもとに作成）

遺伝的アルゴリズム

メタ報酬ゲームのシミュレーションにおいては、上記の記事投稿・コメント・コメント返しの操作を 1 ステップに 4 回繰り返す、ステップ毎に以下の操作を行う。

まず、各エージェント*i*に関して 4 回分の利得の合計 v_i を計算し、 v_i を*i*の適応度とする。

次に、各エージェント*i*は隣接するエージェントおよび自分自身の中から親を 2 体選択する。その際、*i*が親として選択される確率 p_i は次の式(1)で表される。

$$p_i = \frac{(v_i - v_{min})^2}{\sum_{j=1}^N (v_j - v_{min})^2} \quad (1)$$

式(1)において v_{min} は全エージェントの適応度の中で最小の値を表す。また、全エージェントの適応度が等しいときには $p_i = 1/N$ とする。

続いて、各エージェント*i*に関して親 2 体を一様交叉し、交叉によって得られた 2 体のうち一方をランダムに選択して*i*の子とする。

最後に、子のビット列の各ビットを 0.01 の確率で反転させる。このようにしてビット列を反転させる操作は突然変異と呼ばれる。

4. 拡張モデル

4.1 モデル拡張の背景

SNS 等で投稿する際の入力時間はコストと捉えることができ、入力文字数が多くなるほど入力時間が長くなると考えられる。また、東野ら[5]は商品レビューの質と文字数の関係を分析しており、文字数の多いレビューほど質が高い傾向にあることが示唆されている。以上を踏まえ、本研究では Twitter[6]のように入力文字数に上限のあるサービスを想定し、上限に対する文字数の充足率が高くなるほどコストと利得が増加するようにメタ報酬ゲームを拡張する。

4.2 モデルの拡張方法

本研究ではモデルを拡張するにあたり、記事投稿・コメント・コメント返しのすべての段階において文字入力へのモチベーションの高さが等しいと仮定し、記事やコメントにおける入力文字数の上限は等しいものとして考える。そして、文字数充足率の違いが記事投稿・コメント・コメント返しのすべての段階で生じ得るケース (モデル 1) と記事投稿のみで生じ得るケース (モデル 2) を考える。

ここで、モデル 1 は記事投稿・コメント・コメント返しのすべてが文字入力に限定される状況を想定している。そして、モデル 2 は記事投稿のみで文字を入力し、コメントやコメント返しが LINE[7]のスタンプのように文字を入力しないメッセージに限られる状況を想定している。本研究においては、そういった特殊な状況における協調進化の可能性についても見出したいと考え、モデル 2 を考案した。

まず、モデル 1・モデル 2 に関して、図 3 のようにして従来モデルのビット列 (図 1) に 3 ビットを追加し、追加したビット列でエージェント*i*の文字数充足率 T_i を表現する。

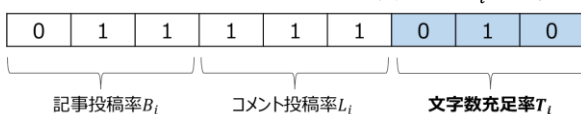


図 3: ビット列の拡張

このとき、従来モデルと同様にして T_i を 0/7~7/7 の離散値で表現し、 B_i, L_i, T_i をステップ毎に更新する。また、 $T_i = 0$ のときは記事やコメントを投稿しない設定にする。

次に、先に述べた Step1~Step3 におけるコストと利得を以下の表 1 のようにして変更する。

表 1: コストと利得の対応表

	従来モデル	モデル 1	モデル 2
記事投稿コスト	F	$F + \alpha T_i$	$F + \alpha T_i$
記事利得	M	$M + \beta T_i$	$M + \beta T_i$
コメントコスト	C	$C + \alpha T_j$	C
コメント利得	R	$R + \beta T_j$	R
コメント返しコスト	C''	$C'' + \alpha T_k$	C''
コメント返し利得	R''	$R'' + \beta T_k$	R''

表 1 において、 α は文字数充足率の違いがコストに与える影響を表すパラメータ、 β は文字数充足率の違いが利得に与える影響を表すパラメータとして考え、以降で α をコスト文字数影響度、 β を利得文字数影響度と呼ぶ。

例えば、入力文字数が同じ場合において、入力速度が遅い人は入力速度が速い人よりも文字を入力するのに時間 (コスト) が掛かる。よって、入力速度が速い人ほど文字数が入力時間に与える影響が小さいため α の値が小さく、入力速度が遅い人ほど文字数が入力時間に与える影響が大きいため α の値が大きくなると考えられる。

また、Twitter 上の投稿 (ツイート) における情報量を分析した研究[8]によると、英語等のローマ字を使用する言語は日本語や中国語といった漢字を用いる言語に比べて 1 文字あたりの情報量が少なくなるという結果が示されている。そのため、入力文字数が同じ投稿において、ローマ字を使用する言語よりも日本語や中国語の投稿の方が情報量が多くなり、投稿の質 (利得) が高くなりやすいと考えられる。すなわち、日本語や中国語では、ローマ字を使用する言語に比べて文字数が利得に与える影響が大きくなり、 β の値も大きくなると考えられる。

なお、本研究では簡単のため全エージェントにおいて α と β が均質であるものとする。そして、表 1 のモデル 1・モデル 2 における F, M, C, R, C'', R'' は文字数に依存しないコスト・利得であるものとして考える。また、エージェントのネットワーク構造は鳥海ら[1]と同様に完全グラフとする。さらに、遺伝的アルゴリズムに関して従来モデルと同じ方法を用いる。

5. シミュレーション

本研究では Python3 を用いてモデル 1・モデル 2 を実装し、以下の実験 1~実験 3 を行った。

5.1 実験 1 (α と β を同時に変化させた場合)

まず、鳥海ら[1]と同様にしてエージェント数を 20 体とし、 $F = 3.0, M = 1.0, C = C'' = 2.0, R = R'' = 9.0$ に設定した。そして、コスト文字数影響度 α と利得文字数影響度 β をそれぞれ 0.0 から 3.0 まで 0.5 刻みで変化させて 1000 ステップ、10 試行のシミュレーションを行った。

なお、先に述べた通り 1 ステップにメタ報酬ゲームを 4 回繰り返すため、実験 1 におけるゲーム回数は 4000 とする。以下に結果を示す。

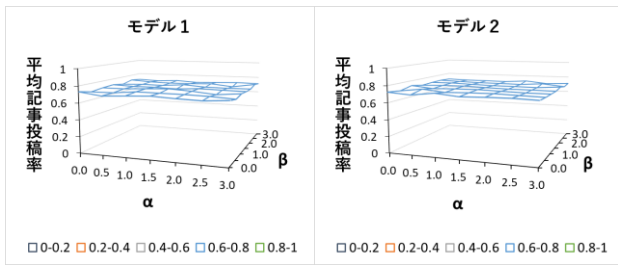


図 4: 平均記事投稿率 (実験 1)

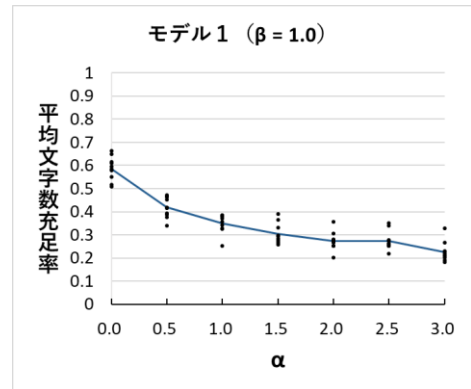


図 7: α の与える影響 (実験 1, モデル 1)

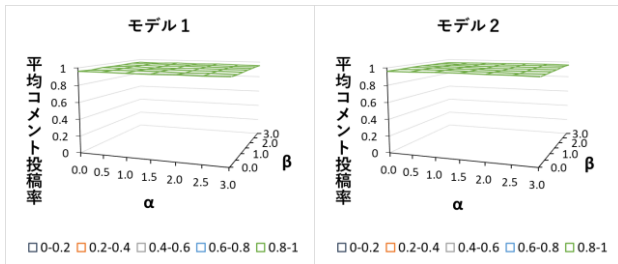


図 5: 平均コメント投稿率 (実験 1)

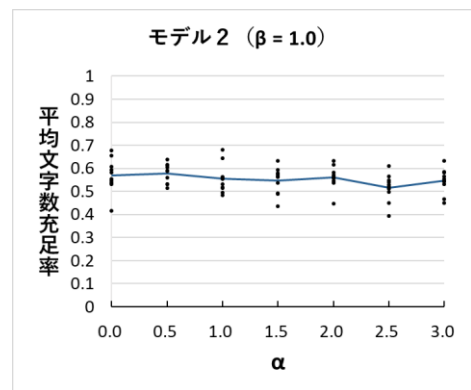


図 8: α の与える影響 (実験 1, モデル 2)

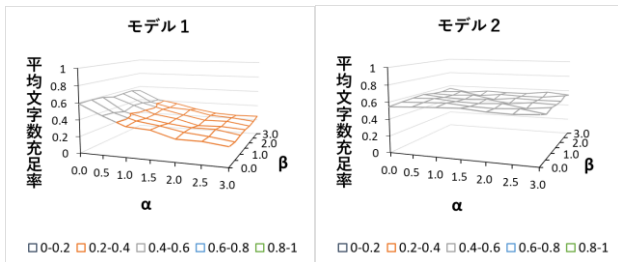


図 6: 平均文字数充足率 (実験 1)

図 4～図 8 における平均記事投稿率・平均コメント投稿率・平均文字数充足率はそれぞれ 10 試行における全エージェントの記事投稿率 B_i , コメント投稿率 L_i , 文字数充足率 T_i の平均を表す。

図 4 と図 5 においてモデル 1・モデル 2 とともに平均記事投稿率と平均コメント投稿率が高い値となっているが、これは鳥海ら[1]や平原ら[2]で言及されているように、コメント利得がコメントコストを上回っているためだと考えられる。

そして、図 6 を見るとモデル 1 では α が大きくなるにつれて平均文字数充足率が下がるのに対し、モデル 2 では α が大きくなっても平均文字数充足率がほとんど変化していない。また、図 6 よりモデル 1・モデル 2 とともに β が平均文字数充足率に与える影響は小さいと考えられる。

図 7 および図 8 は、図 6 の平均文字数充足率に関して β を 1.0 に固定して α による影響を詳細に分析したものである。これら 2 つの図においては各試行における全エージェントの文字数充足率の平均を黒点でプロットし、10 試行の文字数充足率の平均値の推移を青色の実線で表している。図 6 と同様にして図 7 から、モデル 1 では α が大きくなるにつれて平均文字数充足率が下がる傾向にあることがわかる。

5.2 実験 2 (エージェント数を変化させた場合)

次に、モデル 1・モデル 2 に関して $F = 3.0, M = 1.0, C = C'' = 2.0, R = R'' = 9.0, \alpha = 1.0, \beta = 1.0$ に設定し、エージェント数を 10 から 50 まで 10 刻みで変化させて 1000 ステップ、10 試行のシミュレーションを行った。以下の図 9 にその結果を示す。

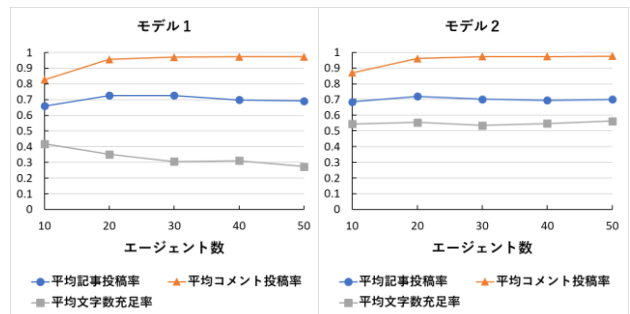


図 9: エージェント数の影響 (実験 2)

実験 2 に関しても、モデル 1・モデル 2 においてコメント利得がコメントコストを上回っているため、実験 1 と同様にして平均記事投稿率および平均コメント投稿率が高い傾向にある。

また、平均文字数充足率に関しては全体的にモデル 2 の方が高い値をとる傾向にある。

5.3 実験 3 (利得を変化させた場合)

最後に、モデル 1・モデル 2 に関してエージェント数を 20 体、 $F = 3.0$ 、 $M = 1.0$ 、 $C = C'' = 2.0$ 、 $\alpha = 1.0$ 、 $\beta = 1.0$ に設定し、 $R = R'' = r$ として r を 0.0 から 9.0 まで 1.0 刻みで変化させ、1000 ステップ、10 試行のシミュレーションを行った。以下にその結果を示す。

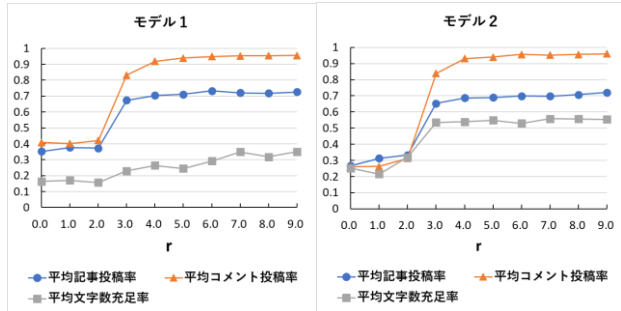


図 10: 利得 r の与える影響 (実験 3)

図 10 において、モデル 1・モデル 2 ともに $r \geq 3$ のときに平均記事投稿率と平均コメント投稿率が上昇する傾向にある。この現象が生じた原因は、鳥海ら[1]や平原ら[2]と同様にして、 $r \geq 3$ のときにコメント利得がコメントコストを上回るためだと考えられる。また、平均文字数充足率に関しては、モデル 1 では r が大きくなるにつれて徐々に上昇している。それに対して、モデル 2 では $r = 3$ のときに 0.5 付近まで上昇し、 $r \geq 4$ ではほとんど変化していない。

6. 考察

実験 1 より、モデル 1 ではコスト文字数影響度 α が大きくなるにつれて平均文字数充足率が下がるのに対し、モデル 2 では α が大きくなっても平均文字数充足率がほとんど変化しないことがわかった。また、実験 1～実験 3 において、モデル 2 ではモデル 1 に比べて全体的に平均文字数充足率が高い傾向にあることがわかった。

これらの結果を現実の状況と照らし合わせて考えれば、タイピング速度が遅い等の理由により入力時間が文字数の影響を受けやすい (α が大きい) 集団に関しては、モデル 1 のように投稿の種類が文字入力に限られる状況において文字数充足率が下がりやすい可能性があると考えられる。そして、入力時間が文字数の影響を受けやすい集団であっても、モデル 2 のように返信がスタンプ等の文字を入力しないメッセージに限定される状況であれば、記事投稿における文字数充足率が下がりにくくなると考えられる。

例えば、小学生や中学生のキーボード入力スキルについて分析した研究[9]、[10]において、学年が上がるごとに入力スキルが高くなることが示唆されており、低学年の生徒における入力時間は文字数の影響を受けやすいと考えられる。そのため、モデル 1 のシミュレーション結果を踏まえれば、低学年の生徒どうして投稿が文字入力に限定されるチャットを使用させた場合には、高学年の生徒どうしてチャットを使用させた場合に比べて文字数充足率 (文字入力へのモチベーション) が下がる可能性もあると考えられる。

さらに、本研究では利得文字数影響度 β を導入し、文字数が利得に与える影響についても考慮した。その結果、図 4～図 6 に見られるように、 β が記事投稿率・コメント投稿率・文字数充足率に与える影響は小さい傾向にあることが

わかった。例えば、英語等のローマ字を使用する言語では中国語等の漢字を使用する言語に比べて 1 文字あたりの情報量が少なく、文字数が利得に与える影響も小さくなると考えられる。しかし、本研究の結果において β の違いが協調進化に与える影響が小さくなっていることから、言語圏の違いから生じる文字あたりの情報量の違いがソーシャルメディアの協調進化に与える影響は小さい可能性がある。

7. おわりに

本研究では、ソーシャルメディアにおけるコミュニケーションを一般化したモデルであるメタ報酬ゲームに関して、入力文字数に上限がある投稿を想定し、文字数充足率の違いを考慮するようにモデルを拡張した。また、モデルを拡張するにあたり、入力文字数がコストや利得に与える影響を表すパラメータを導入した。さらに、文字数充足率の違いが記事投稿・コメント・コメント返しのすべてで生じ得るケース (モデル 1) と記事投稿のみで生じ得るケース (モデル 2) を考え、両者に関してエージェントベースシミュレーションを行った。

その結果、モデル 1 よりもモデル 2 の方が全体的に文字数充足率が高くなる傾向にあることがわかった。そして、モデル 1 では入力文字数がコストに与える影響が大きくなるにつれて文字数充足率が下がる可能性が示唆された。それに対し、モデル 2 では入力文字数がコストに与える影響が大きい状況下においても文字数充足率が維持される可能性が示唆された。

なお、本研究では鳥海ら[1]と同様にしてエージェントのネットワーク構造を完全グラフとしたが、本研究の拡張モデルに関しても平原ら[2]のように複数のネットワーク構造を用いた分析を行う必要があると考えられる。また、今後は数学的な解析を行い、モデル 1 とモデル 2 でシミュレーション結果に違いが生じた原因を明らかにする必要もあると考えられる。

参考文献

- [1] 鳥海不二夫, 山本仁志: ソーシャルメディアにおける協調の進化, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.11, pp.2507-2515 (2012).
- [2] 平原悠喜, 鳥海不二夫, 菅原俊治: WS モデル・BA モデルのネットワーク上でのメタ報酬ゲームにおける協調の進化, コンピュータソフトウェア, Vol.31, No.3, pp.211-221 (2014).
- [3] 大阪健吾, 平原悠喜, 鳥海不二夫, 菅原俊治: 直接互惠性が働くソーシャルメディアにおける協調の進化, 情報処理学会研究報告, Vol.2015-ICS-178, No.12, pp.1-7 (2015).
- [4] 岡崎竜也, 三浦雄太郎, 菅原俊治: ゲーム理論に基づく SNS モデルにおける交友関係の変化がもたらすフリーライダーの戦略変化に関する分析, 情報処理学会研究報告, Vol.2020-ICS-197, No.6, pp.1-8 (2020).
- [5] 東野進一, 山下達雄: 商品レビューの有用性と文字数の関係, 第 78 回全国大会講演論文集, Vol.2016, No.1, pp.9-10 (2016).
- [6] Twitter, <https://twitter.com/>, (参照 2022-05-28).
- [7] LINE, <https://line.me/ja/>, (参照 2022-05-28).
- [8] Graham Neubig, Kevin Duh: ツイートの情報量について—情報理論に基づく多言語調査—, 言語処理学会 第 20 回年次大会発表論文集 (2014).
- [9] 高橋純, 堀田龍也: 小学生のキーボード入力スキルの現状, 日本教育工学会論文誌, Vol.28(Suppl.), pp.133-136 (2004).
- [10] 胡啓慧, 野中陽一: 中学生のキーボード入力スキルに関する実態調査—一人一台の情報端末の活用による影響—, 日本教育工学会論文誌, Vol.42(Suppl.), pp.153-156 (2018).