

平成 30 年度 卒業論文

誤情報の拡散抑止のための
訂正情報拡散手法の検討

千葉大学工学部都市環境システム学科
15T0202X 芦苺菜帆

指導教員：塩田茂雄
平成 31 年 2 月 4 日提出

目次

第1章	序論	2
1.1.	研究背景と目的	2
1.2.	構成	2
第2章	既存研究	3
第3章	情報拡散モデル	4
3.1.	既存モデル	4
3.2.	提案モデル	5
第4章	シミュレーション結果と考察	8
4.1.	シミュレーション条件	8
4.2.	誤情報のみ拡散した場合	9
4.3.	1 ノードから訂正情報を流した場合	11
4.4.	訂正情報の流し方と誤情報の早期収束性の関係	14
4.5.	訂正情報発信元比較	27
4.6.	訂正情報拡散確率比較	30
4.7.	訂正情報拡散確率上昇分比較	34
4.8.	訂正情報発信ノード数比較	38
第5章	まとめ	42
	謝辞	43
	参考文献	44

第 1 章 序論

1.1. 研究背景と目的

近頃、Twitter や Facebook、Instagram などの Social Networking Service (SNS) は多くの人々の生活の中に根付いており、コミュニケーションツールとしてだけでなく情報収集や発信、宣伝のツールとしても幅広く利用されている。SNS 上では誰でも簡単に情報を発信することができ、個人のことから社会的なことまで日々多くの情報が流れている。世の中に人々の興味関心を引く事柄があるとその事柄に関連する多くの投稿がなされ、SNS 上で情報が拡散するという現象が起こる。

しかし、誰でも簡単に情報を発信できるようになったことにより以前より情報の精査が行われなくなり、SNS 上には多くの間違っただけでなく情報収集や発信、宣伝のツールとしても幅広く利用されている。SNS 上では誰でも簡単に情報を発信することができ、個人のことから社会的なことまで日々多くの情報が流れている。世の中に人々の興味関心を引く事柄があるとその事柄に関連する多くの投稿がなされ、SNS 上で情報が拡散するという現象が起こる。そのため、誤った情報が拡散され混乱が生ずるといったことも稀ではない。例えば、東日本大震災の際に「コスモ石油の爆発により有害物質が混じった雨が降る」、「原子力発電所の事故により電力不足である関東に電気を送るため関西でも節電が必要」といった誤情報が流れ、拡散された。このように誤った情報が大きく拡散されてしまった時、多くの場合で訂正情報が流れる。そして、訂正情報が発信されるタイミングや内容、発信者の違いによって誤情報が早期に収束する場合がある。

そこで、本研究では誤情報を早く収束させるべく、その方法についての検討を誤情報と訂正情報の拡散についてのシミュレーションを用いて行う。訂正情報の拡散確率、発信元を比較し、どの条件が最も誤情報の拡散抑制に効果があるかについての考察を行う。また、発信元ごとの拡散抑制効果の特徴と拡散確率を変えた時の拡散抑制効果についても考察を行う。シミュレーションは、SNS への投稿件数の時間変化を、感染症の拡散過程のモデルとして使われている SIR モデルによって表現した情報拡散モデル[1]を基に誤情報と訂正情報が相互に影響しあうモデルを提案し、それに基づいたシミュレータを作成し行う。

1.2. 構成

第 2 章で既存研究を紹介し、第 3 章で提案する情報拡散モデルとシミュレーションの説明を行う。第 4 章でシミュレーション結果を比較し分析・考察を行い、第 5 章で分析・考察のまとめを行う。

第 2 章 既存研究

近年、SNS における情報拡散について様々な研究が行われている。実際の拡散データの分析では、渡辺らは東日本大震災時の誤情報と訂正情報の拡散の過程を調査することで、誤情報の拡散状況は訂正情報の量と収束までの時間で特徴づけられ、大きく 4 種類の拡散収束状況に分類できることを示した[1]。デマ情報の情報拡散について、白井らは SIR モデルによる情報拡散モデルを拡張し、デマ情報・訂正情報拡散モデルの構築を行い、そのモデルによって実際のツイートの拡散を再現できることを示した。また、デマ拡散を収束させる方法について訂正情報の拡散スピードを上げればよいと考え、フォロワーの多いハブユーザーから訂正情報を拡散することでより早く訂正情報を拡散できることを示した[2]。池田らは白井らが提案したデマ情報・訂正情報拡散モデルに、受け取った情報の拡散したさを表すパラメータを組み込み、複数回情報受け取ることで拡散したさが増幅し拡散されるモデルを提案し、現実のデマ拡散を再現できることを示した[3]。情報拡散の時間推移について、中島らは SNS への投稿件数の時間推移をネットワーク構造を考慮した SIR モデルを用いて数値的に評価することで、SNS への投稿件数の時間推移はネットワーク構造に大きく依存し、投稿件数のスパイク現象はモデルで再現できることを示した[4]。

このように、デマ情報の拡散や投稿件数の推移についてのそれぞれの研究が行われている。本研究では、これらを組み合わせて誤情報拡散の時間推移の考察を行い、誤情報の拡散を抑制する方法についての検討を行う。

第 3 章 情報拡散モデル

3.1. 既存モデル

既存の研究で中島らは次のような情報拡散モデル[1]によって投稿件数のスパイク現象を再現できることを示した。

N 個のノードからなる有向ネットワークにおいて、1 つまたは複数のノードを起点として情報が有向リンクを経由してネットワーク内の各ノードに拡散していく現象を再現したモデルである。

ノードは以下のいずれかの状態を取る。

状態 0: 情報を知らない (SIR モデルにおける Susceptible 状態)

状態 1: 情報は知っているが、拡散しない

(SIR モデルにおける Infected 状態: 感染力なし)

状態 2: 情報を知っており、将来拡散予定

(SIR モデルにおける Infected 状態: 感染力あり)

状態 3: 情報を知り、拡散済み (SIR モデルにおける Recovered 状態)

時刻 0 では情報発信元のノードは状態 1 にあり、それ以外の全てのノードは状態 0 にある。ノード i は隣接ノードから情報を受け取ることで、状態 0 から確率 $1-q$ で状態 1 に、確率 q で状態 2 に遷移する。状態 2 に遷移後は平均 $1/\lambda$ の指数分布に従う時間経過後に全ての隣接ノードに同時に情報転送を行い状態 3 に遷移する。状態 3 に遷移後はそのまま状態 3 に留まる。状態 0 から状態 1 に遷移したノードはそのまま状態 1 に留まるが、別の隣接ノードから新たに情報を受け取ると確率 q で状態 2 に遷移する。これをまとめるとノード i は図 1 のような状態遷移をする。

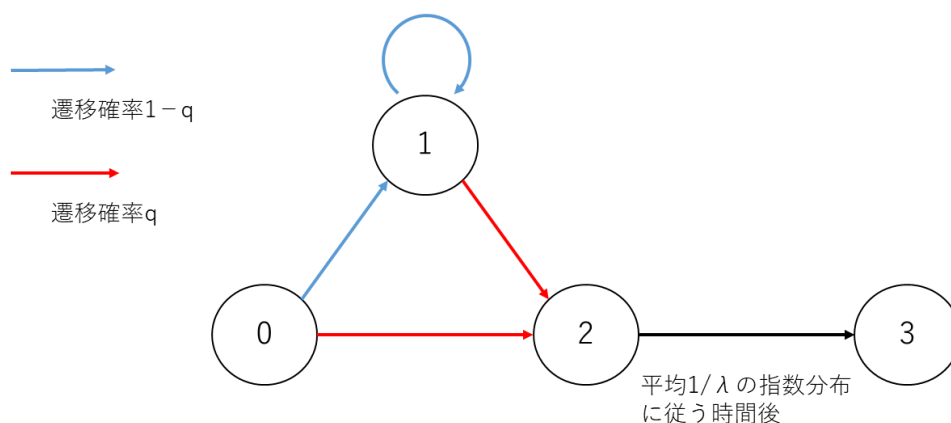


図1 ノード i の状態遷移図

3.2. 提案モデル

3.1.節で紹介した既存モデル[1]を拡張し、訂正情報の状態遷移を取り入れ、2つの情報が互いに影響を与えあう情報拡散モデルを提案する。

提案モデルは SIR モデルでの感染を情報の受信、回復を情報の拡散として、さらにそれを拡張して 2 つの情報の受信と拡散の過程を持ち、受信者を拡散力のあるなしで区別したものである。各ノードは SIR モデルと同じようにそれぞれがある状態にあり、その状態が遷移することによって情報が拡散していく。

各ノードは既存モデルと同じく以下のいずれかの状態を誤情報と訂正情報で 1 つずつ取る。

状態 0 : 情報を知らない

(SIR モデルでの Susceptible : 感受性保持者状態)

状態 1 : 情報は知っているが、拡散しない

(SIR モデルでの Infected : 感染者 (感染力なし) 状態)

状態 2 : 情報を知っており、将来拡散予定

(SIR モデルでの Infected : 感染者 (感染力あり) 状態)

状態 3 : 情報を拡散済み

(SIR モデルでの Recovered : 免疫保持者状態)

故に、1つのノードが持ち得る状態の組み合わせは 16 通りあることになる。

2 つの情報の拡散の条件として誤情報が発信開始された一定時間後に訂正情報が発信開

始されるものとし、訂正情報を受け取ったノードは誤情報を受け取れないものとする。また、誤情報拡散済み（誤情報状態 3）のノードが訂正情報を受け取った場合、訂正情報拡散確率が上がることも想定する。

まず、誤情報状態の遷移を説明する。

時刻 0 で誤情報発信元のノードは誤情報状態 2 に、他のすべてのノードは誤情報状態 0 にある。誤情報状態 0 のノードが隣接ノードから誤情報を受け取った場合、確率 q で誤情報状態 2 に遷移し、 $1-q$ で誤情報状態 1 に遷移する。誤情報状態 2 に遷移後は平均 $1/\lambda$ の指数分布に従う時間経過後に誤情報状態 3 に遷移し、留まる。誤情報状態 1 に遷移したノードはその状態に留まるが、別の隣接ノードから新たに誤情報を受け取った場合、確率 q で誤情報状態 2 に遷移する。誤情報状態 2、3 のノードは隣接ノードから誤情報を受け取ることはできない。訂正情報が発信されるまでは訂正情報状態は全てのノードで 0 である。ここまでは既存モデルと同じである。

しかし、訂正情報発信後は誤情報状態の遷移が少し変わる。誤情報状態 2 のノードが隣接ノードから訂正情報を受け取った場合、確率 1 で誤情報状態 1 に遷移する。誤情報状態 0、1、3 のノードが訂正情報を受け取った場合はその状態に留まる。訂正情報状態 1、2、3 のノードが誤情報を受け取った場合、確率 $q=0$ として誤情報の状態遷移をする。

この状態遷移をまとめたものが図 2 である。

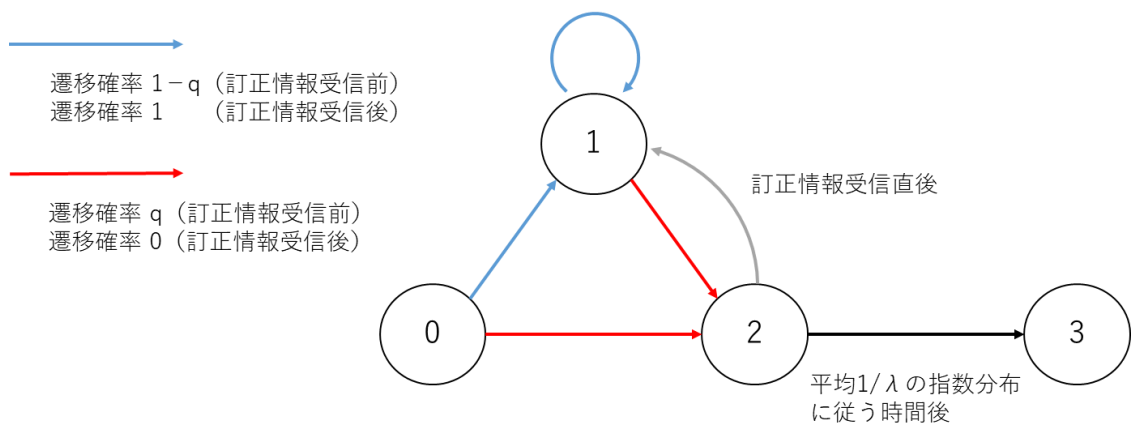


図 2 誤情報状態遷移図

次に、訂正情報状態の遷移を説明する。

時刻 S で訂正情報発信元のノードが訂正情報状態 2 になる。訂正情報状態 0 のノードが隣接ノードから訂正情報を受け取った場合、確率 r で訂正情報状態 2 に、確率 $1-r$ で訂正情報状態 1 に遷移する。ただし、そのノードが誤情報状態 3 の場合は確率 $q+\alpha$ で訂正情報状態 2 に、確率 $1-(q+\alpha)$ で訂正情報状態 3 に遷移する。訂正情報状態 3 に遷移後は平均 $1/\lambda$ の指数分布に従う時間経過後に訂正情報状態 3 に遷移し、留まる。訂正情報状態 1

に遷移したノードはその状態に留まるが、別の隣接ノードから新たに訂正情報を受け取った場合、確率 r で訂正情報状態 2 に遷移する。訂正情報状態 2、3 のノードは隣接ノードから訂正情報を受け取ることはできない。

この状態遷移をまとめたものが図 3 である。

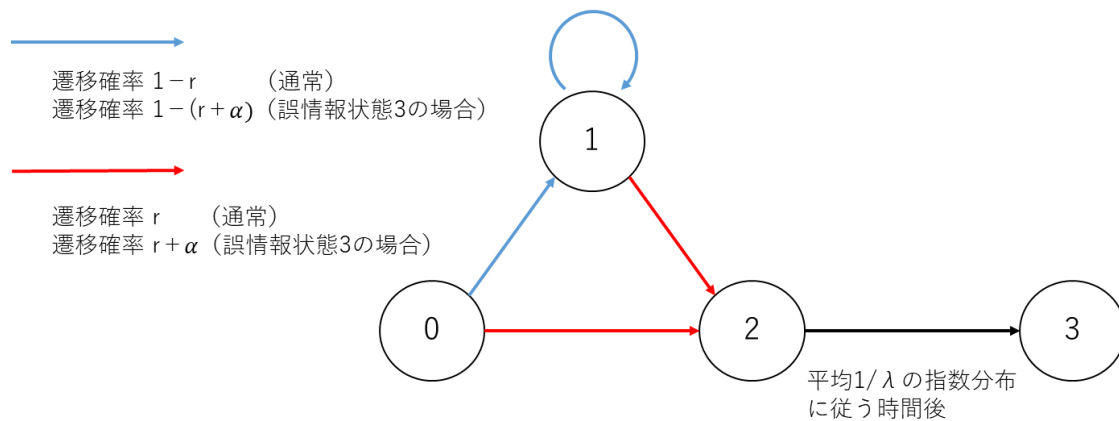


図 3 訂正情報状態遷移図

第4章 シミュレーション結果と考察

4.1. シミュレーション条件

誤情報の拡散推移を比較するために、インターネット上に公開されている Twitter の部分トポロジーデータ（ノード数 81306, リンク数 1768149）[5]を用いて、3.2 節で紹介した情報拡散モデルに準じたシミュレーションを行った。

シミュレーションの初期設定を以下に示す。

ノード数 : 81306
リンク数 : 1768149
時刻 : 9 : 00 ~ 24 : 00 (6 分おき)
シミュレーション回数 : 100
平均拡散時間 ($1/\lambda$) : 1 (時間)

シミュレーションの各情報の設定を以下に示す。

< 誤情報設定 >

誤情報発信時刻 : 9 : 00
誤情報発信元 : ノード No.1 (フォロワー数 : 105)
誤情報発信ノード数 : 1
誤情報拡散確率 (q) : 0.1

< 訂正情報設定 >

訂正情報発信時刻 (S) : 12 : 30
訂正情報発信元 : テレビ、同一拡散元、インフルエンサー
訂正情報発信ノード数 (I) : 1, 10, 100
訂正情報拡散確率 (r) : 0.1, 0.3
誤情報拡散済みノードの訂正情報拡散確率上昇分 (α) : 0, 0.2

シミュレーションの流れを以下に示す。

1. ネットワークを読み込む
2. 時刻 9 : 00 でノード No. 1 を状態 2 にして拡散確率 0.1 で誤情報の拡散を開始する

3. 時刻 S でランダムで抽出、または選択した I 個のノードを状態 5 にして拡散確率 r で訂正情報の拡散を開始する
4. 時刻 24:00 になるまで拡散を続ける
5. 1~4 までを 100 回繰り返し、各タイムステップでの拡散回数の平均を出力する

ノードは Twitter におけるユーザーにあたり、ノード i からノード j への有効リンクはユーザー i がユーザー j にフォローされている（ユーザー j はユーザー i のフォロワーである）ことを表す。情報の拡散確率はツイートの重要性や興味、面白さを総合的に評価し、拡散されやすさを数値化したものである。情報発信開始ノード数は同じタイミングで情報を拡散するユーザー数を指し、ネット上だけでなくリアルコミュニティやテレビなど複数人が同時に情報を受け取って SNS で発信した場合を想定したものである。

なお、シミュレーションでは以下の条件を変化させて結果の比較を行った。

1. 訂正情報発信元
2. 訂正情報拡散確率 (r)
3. 誤情報拡散済みノードの訂正情報拡散確率上昇分 (α)
4. 総フォロワー数が同じ場合の訂正情報発信ノード数 (I)

4.2. 誤情報のみ拡散した場合

初めに、誤情報のみを拡散した場合のシミュレーション結果を示す。
誤情報の設定は前述したとおり、

誤情報発信時刻 : 9 : 00
誤情報発信元 : ノード No.1 (フォロワー数 : 105)
誤情報発信ノード数 : 1
誤情報拡散確率 (q) : 0.1

とする。

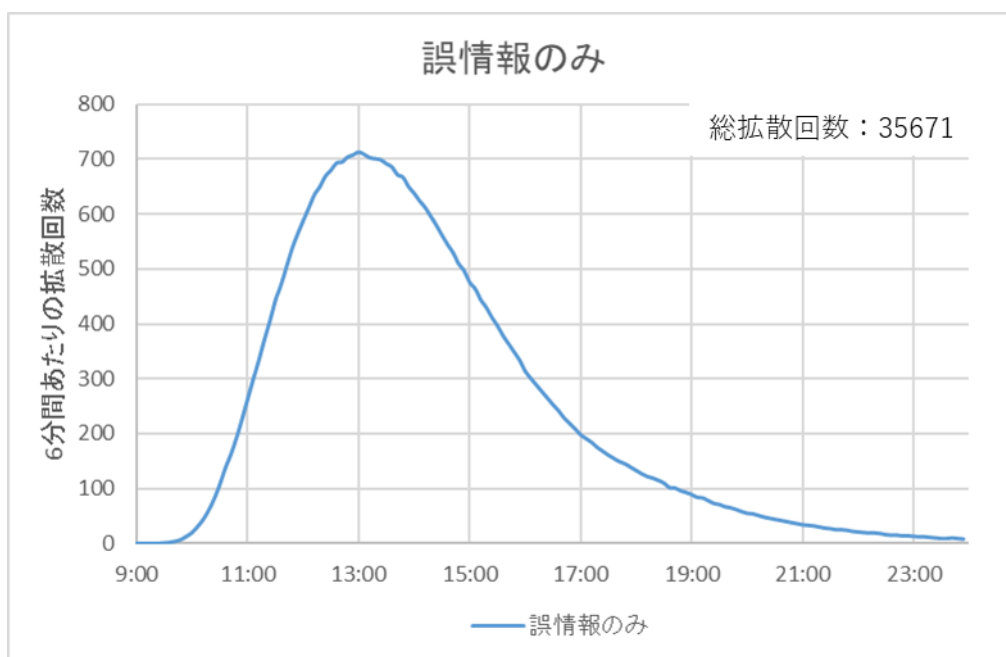


図 4 誤情報の拡散回数の時間推移

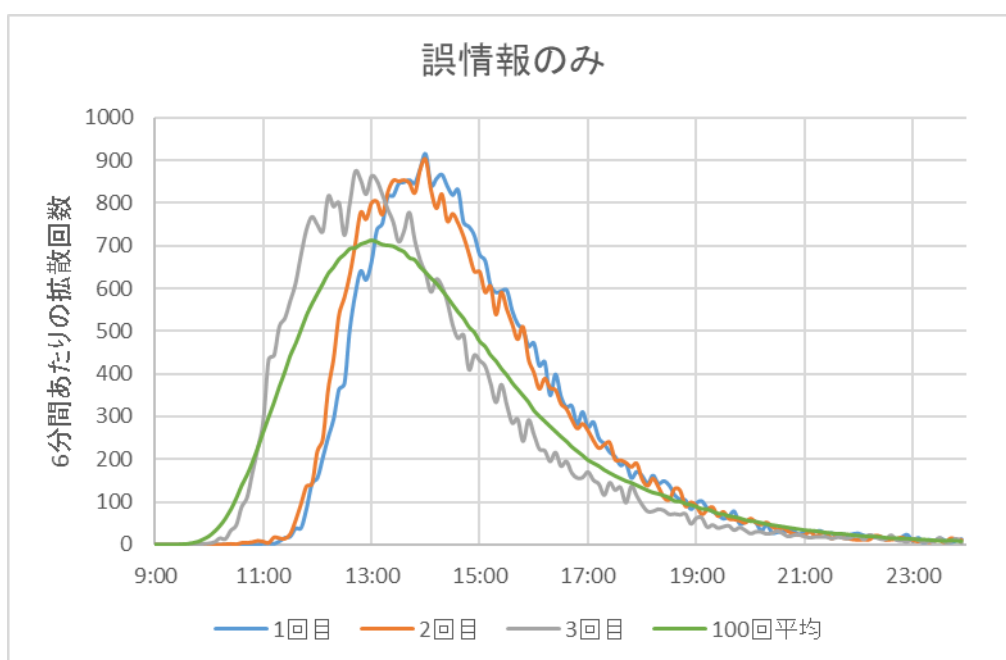


図 5 誤情報のみの 1～3 回目と 100 回平均の拡散回数の時間推移

図 4 は誤情報の単位時間当たりの拡散回数の 100 回平均の時間推移のグラフで、図 5 は図 4 に 1～3 回目の 1 回ずつの時間推移をプロットしたものである。平均では 10 : 00 手前から徐々に拡散回数が増えていき、10 : 00 くらいからはほぼ一定の加速度で増えていく。13 : 00 の拡散回数 700 回でピークを迎え、その後は拡散回数が増加するときよりなだらか

に減少していき 24:00 でほぼ収束している。誤情報のみの拡散では拡散回数の増加速度より減少速度の方が遅く収束までに時間を要することがわかる。

4.3. 1 ノードから訂正情報を流した場合

次に訂正情報が流れた場合の拡散回数の推移を見る。

まず、実データの拡散回数の推移を図 6 に示す。

この実データは、昨年の 10 月に京都大学の生協が流した「牛乳プリンが終売になる」という誤情報のツイートと、それを訂正する森永乳業からの訂正ツイートの 1 分当たりのリツイート回数をプロットし、拡散ピーク付近を抜き取ったものである[6]。

訂正情報は 22:23 に発信されてすぐに拡散されているが、誤情報の拡散回数の減少速度は変わっておらず、訂正情報によって誤情報の拡散が抑制されていないことが分かる。

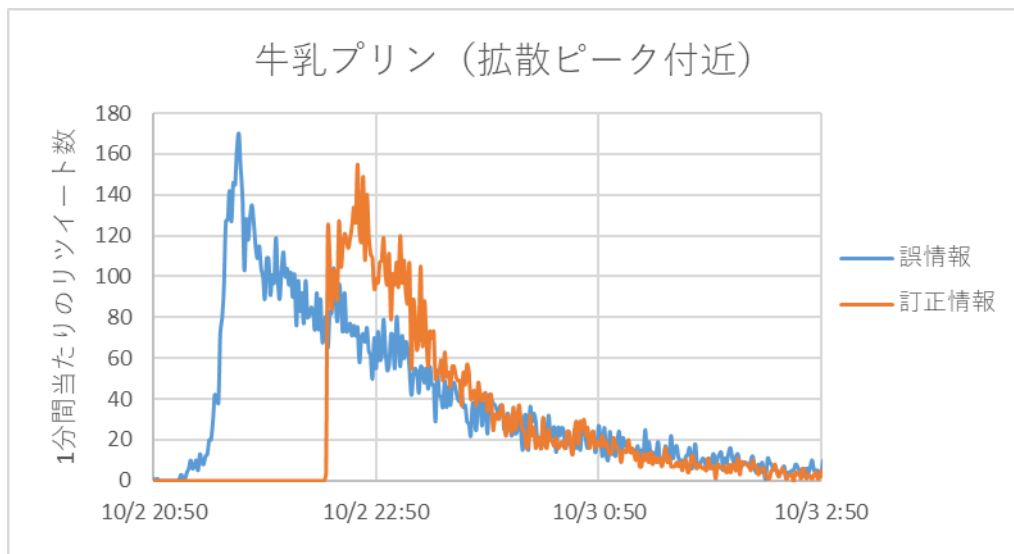


図 6 牛乳プリン(実データ)の誤情報と訂正情報のリツイート数の時間変化

次に先ほどの誤情報に訂正情報を拡散した場合のシミュレーション結果を示す。

初めに、比較条件である訂正情報発信ノード数と訂正情報拡散確率を誤情報と等しくしてシミュレーションを行った。

訂正情報の設定は以下のとおりである。

<訂正情報設定>

訂正情報発信時刻 (S) : 12 : 30

訂正情報発信元 : 全ノードからランダムに選択

訂正情報発信ノード数 (I) : 1

訂正情報拡散確率 (r) : 0.1

誤情報拡散済みノードの訂正情報拡散確率上昇分 (α) : 0

先ほどの誤情報のみの拡散で 13 : 00 の時に拡散回数がピークに達したので、その少し手前の 12 : 30 を訂正情報開始時間とした。

なお、以下のグラフで訂正情報発信時刻を矢印で示す。

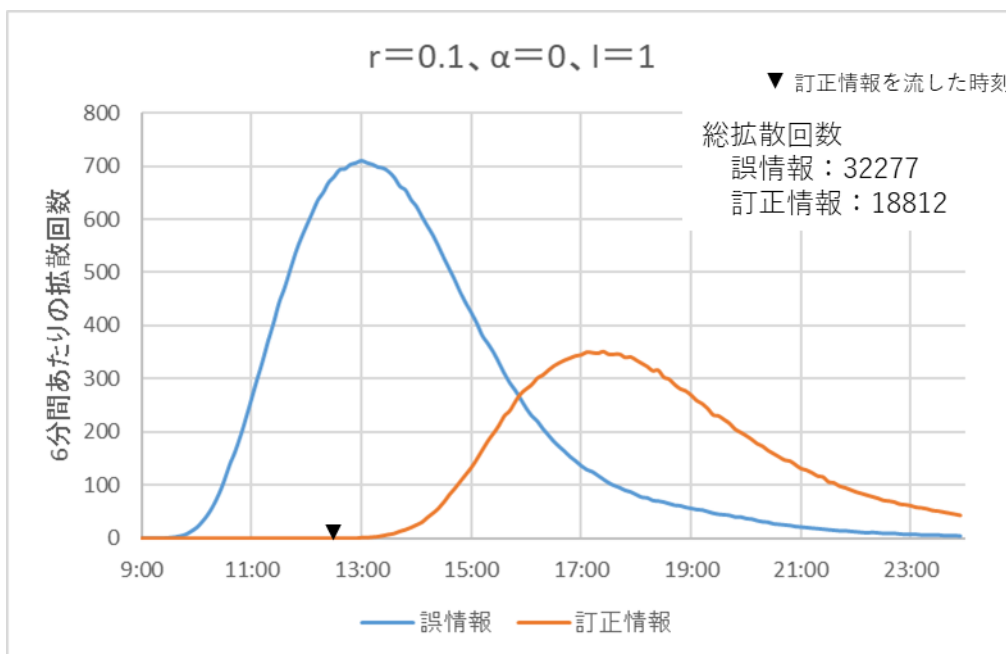


図7 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 (I=1、r=0.1、α=0)

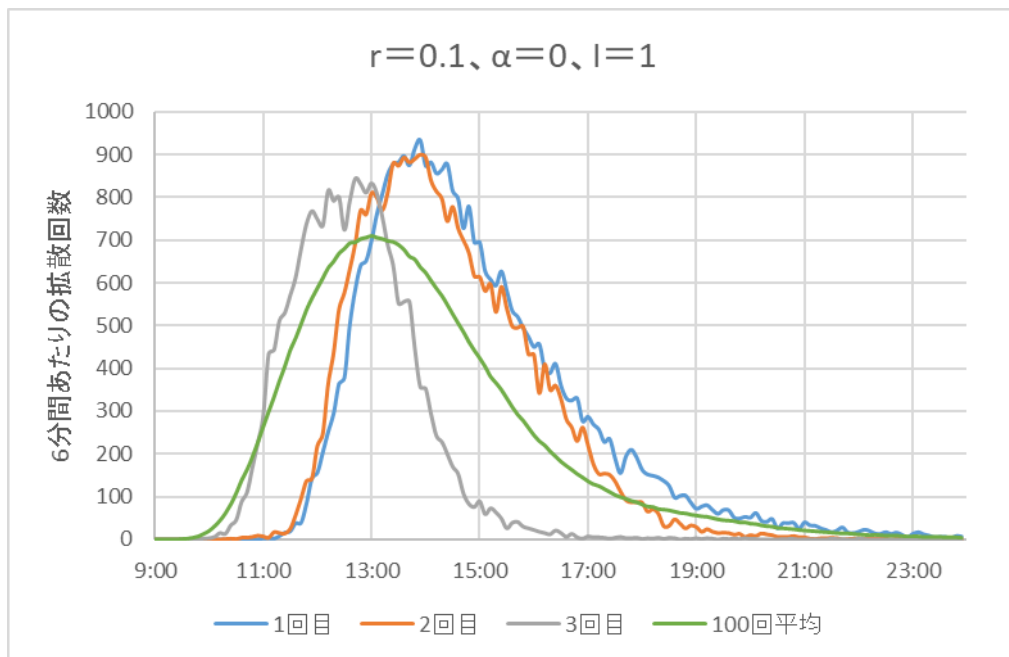


図 8 1~3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移 ($I=1$, $r=0.1$, $\alpha=0$)

図 7 から訂正情報の拡散回数のピークは誤情報の拡散回数のピークの半分程度で、この条件ではあまり訂正情報が拡散されていないことが分かる。

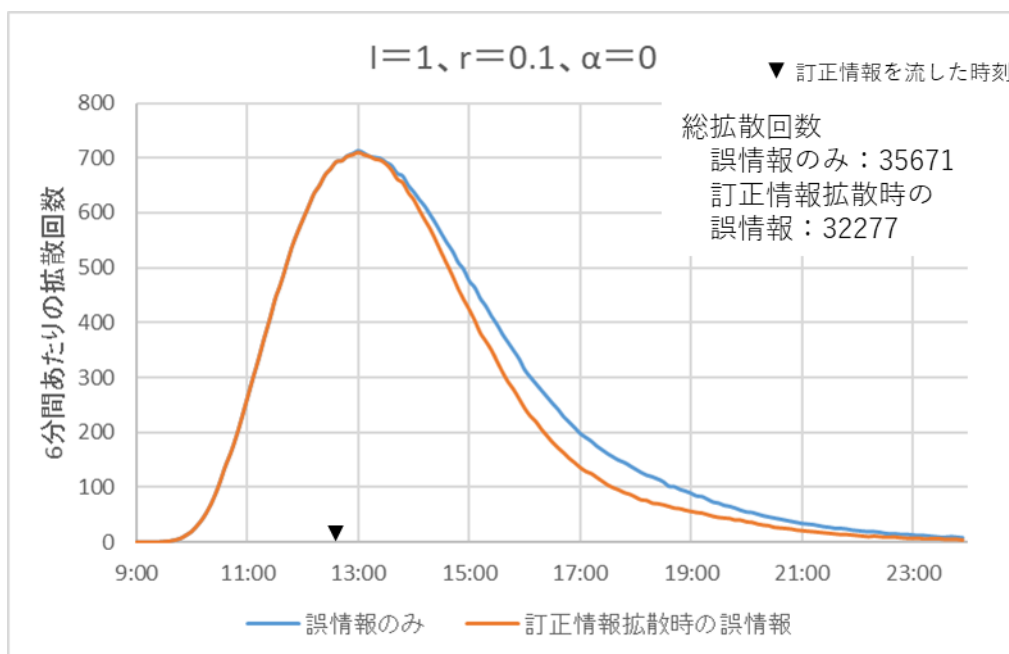


図 9 誤情報のみと $I=1$, $r=0.1$, $\alpha=0$ の時の誤情報の拡散回数の時間推移

図 9 は上の条件での誤情報の時間推移を誤情報のみの場合と比較したものである。訂正情報を流した場合も誤情報拡散回数のピークが 13:00 で 700 回程度と誤情報の拡散回数の増加は止まっていない。拡散回数の減少推移もあまり変わらず、収束時刻も 24:00 と変わらない。このことから、誤情報と同じ条件で適当に選んだ 1 ノードから訂正情報を拡散しても早期収束しないことが分かった。

4.4. 訂正情報の流し方と誤情報の早期収束性の関係

ここからは訂正情報の条件を変えて誤情報が早期収束する条件を検討していく。

まず、様々な r と α の場合で訂正情報発信元を変えたシミュレーション結果を示す。

訂正情報発信元は、①訂正情報発信開始ノードをランダムに 100 選んだもの、②誤情報発信元と同じノード、③フォロワー数最大 (1205) のノードの 3 パターンとする。①はテレビからの複数人が同時に情報を得て SNS 上で発信元として発信した場合を想定している。ここからは訂正情報発信元の①～③の条件をそれぞれ、①は「テレビ」、②は「同一拡散元」、③を「インフルエンサー」と呼ぶこととする。訂正情報発信時刻は 12:30 に固定する。誤情報の条件も 4.2 節のものを使う。

この設定で $r=0.1$ 、 0.3 と $\alpha=0$ 、 0.2 を組み合わせた 4 通りの条件の下で、それぞれ訂正情報発信元 3 パターンのシミュレーションを行い、誤情報と訂正情報の単位時間当たりの拡散回数の 100 回平均の時間推移と、1～3 回目の 1 回ごとの誤情報の単位時間当たりの拡散回数の時間推移を図 10～33 に示す。

情報発信元：①テレビ

$r=0.1$ 、 $\alpha=0$ の場合

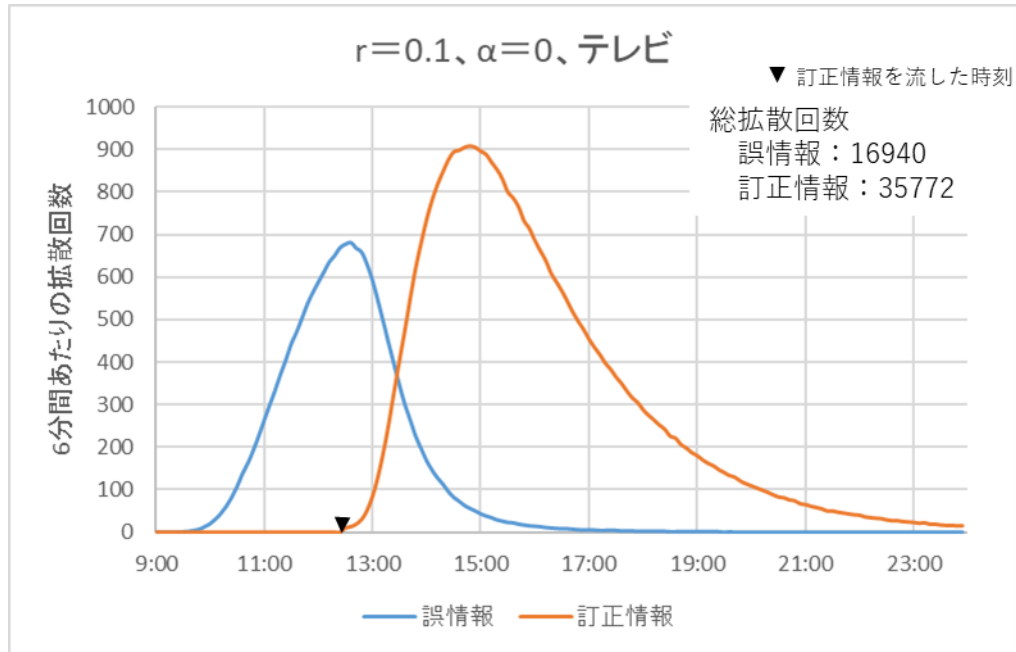


図 10 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0$ 、テレビ)

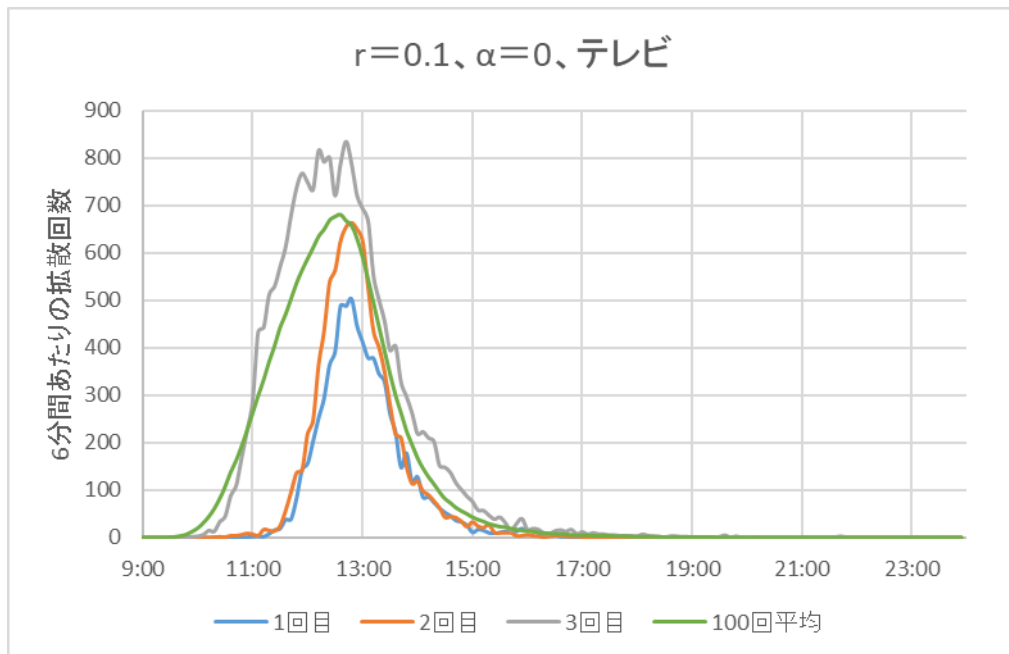


図 11 1～3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0$ 、テレビ)

$r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

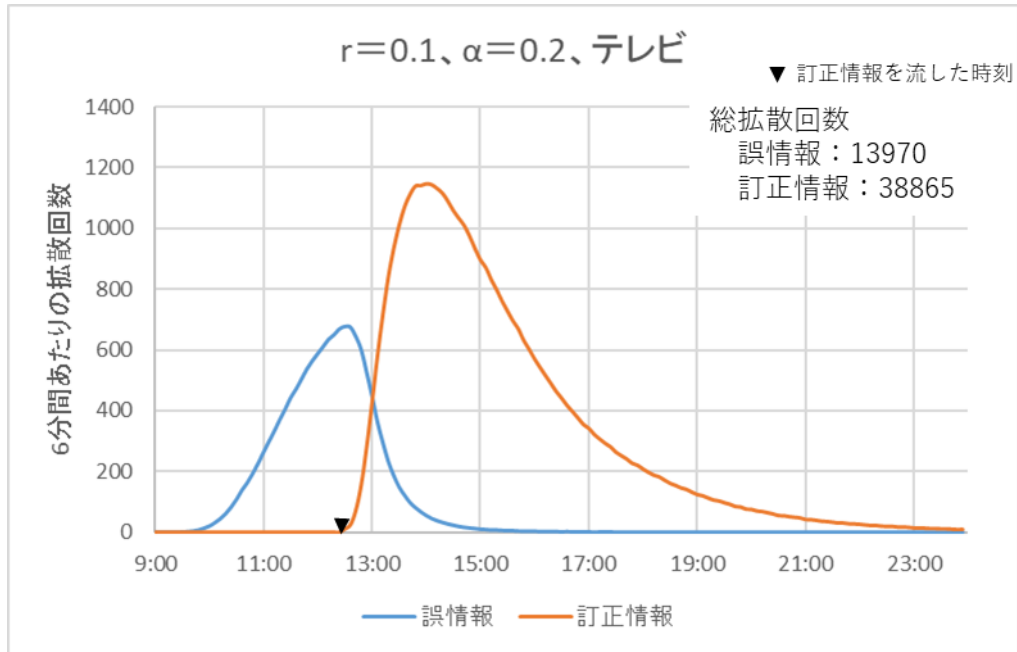


図 12 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ 、テレビ)

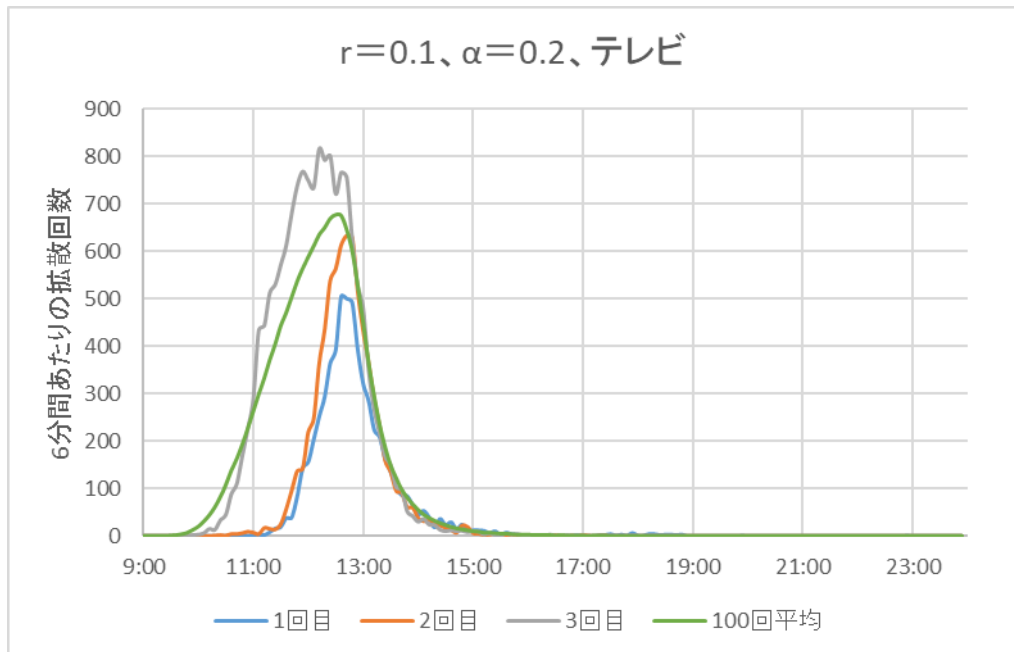


図 13 1～3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移
 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ 、テレビ)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0$ の場合

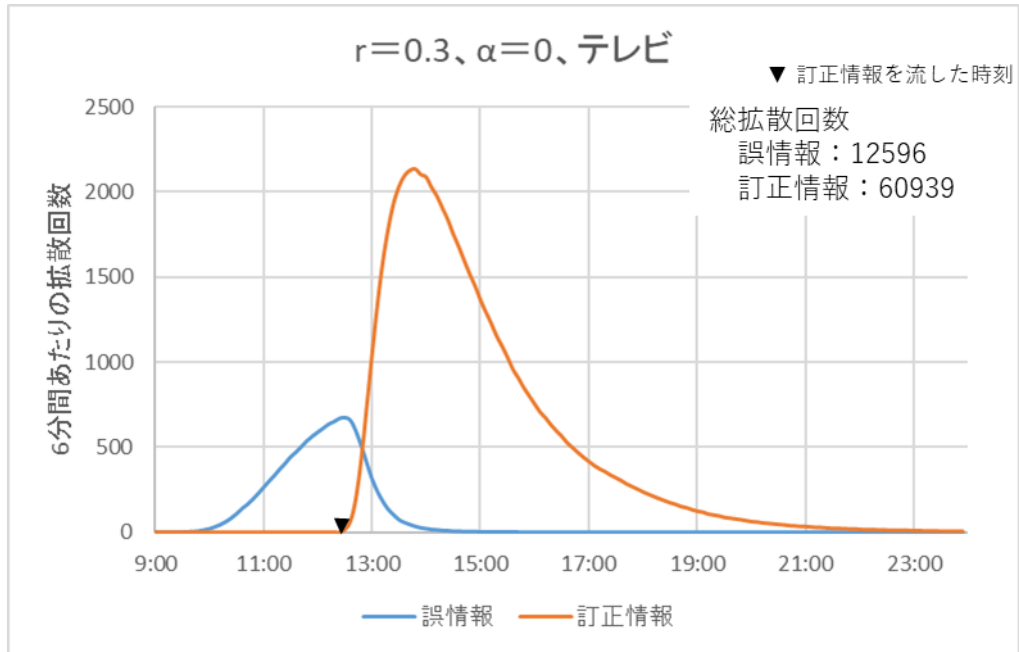


図 14 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0$ 、テレビ)

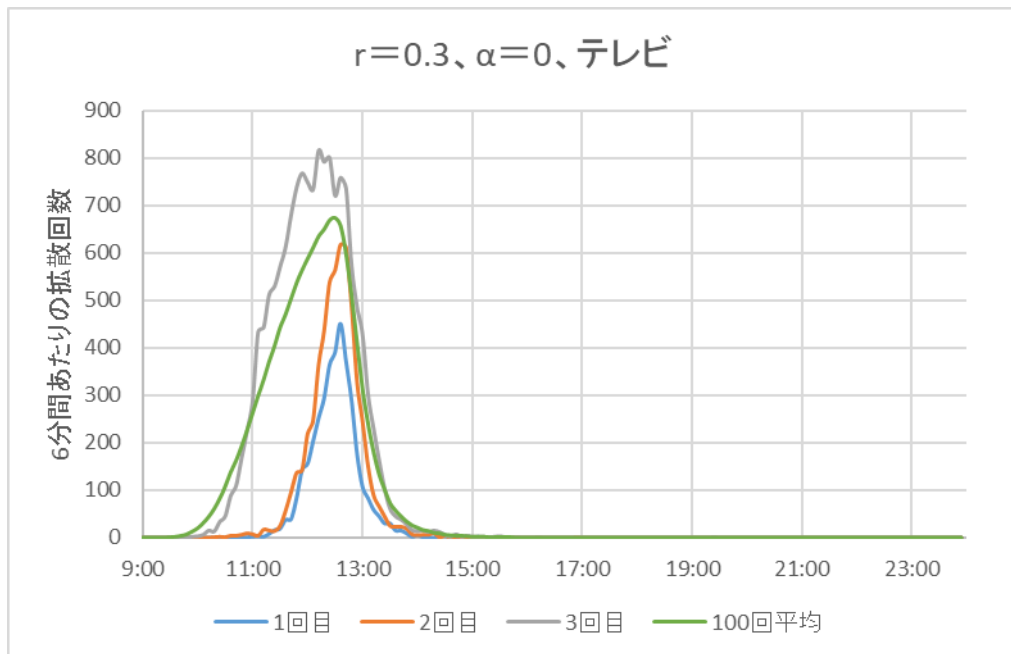


図 15 1～3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0$ 、テレビ)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

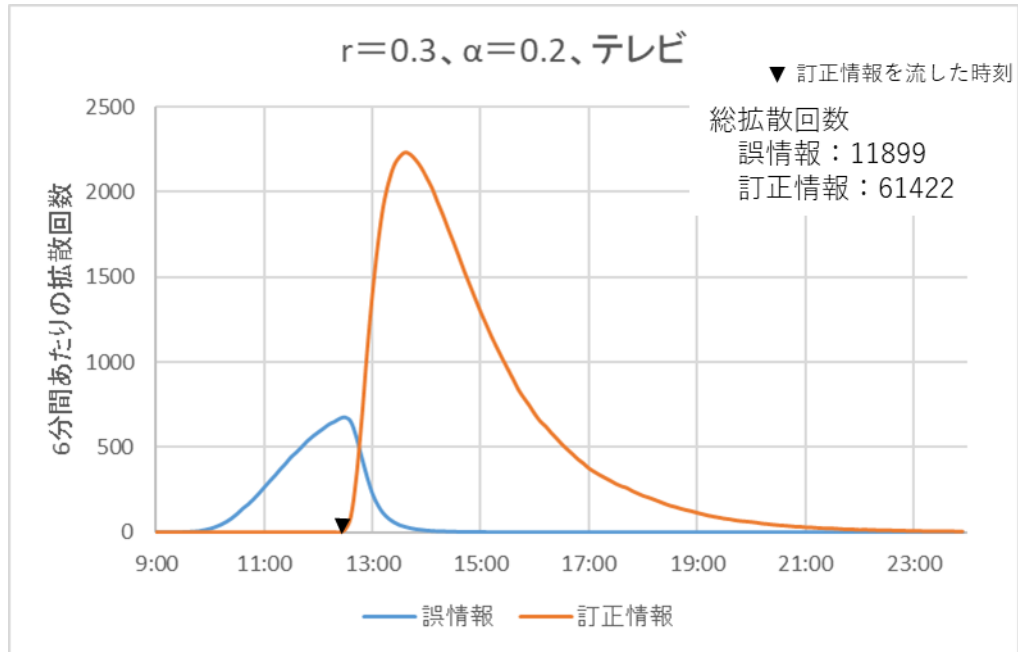


図 16 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ 、テレビ)

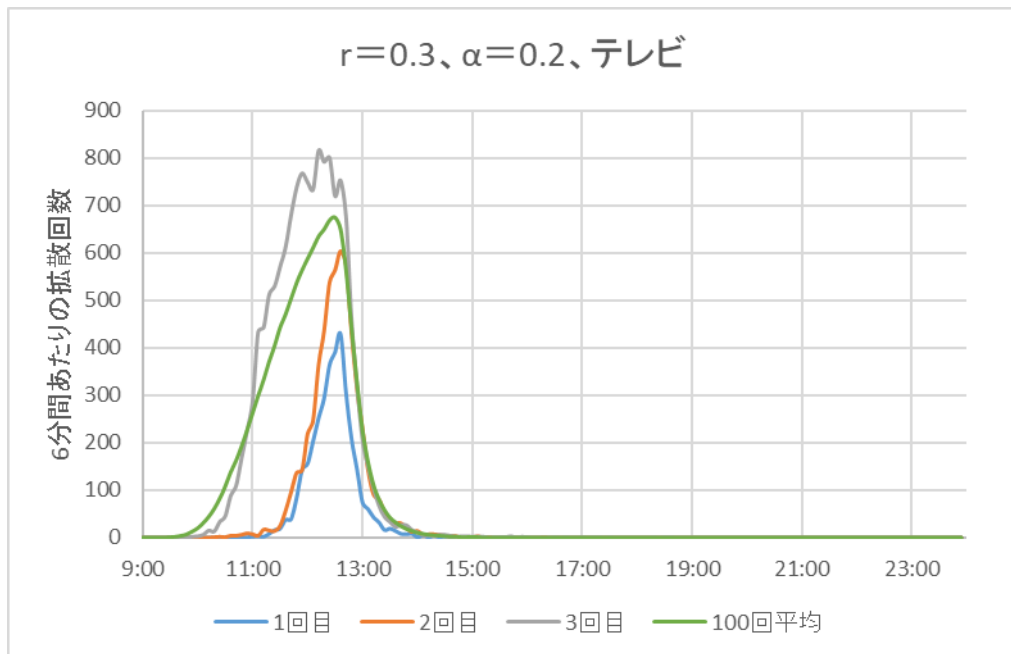


図 17 1~3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移
 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ 、テレビ)

情報発信元：②同一発信元

$r=0.1$ 、 $\alpha=0$ の場合

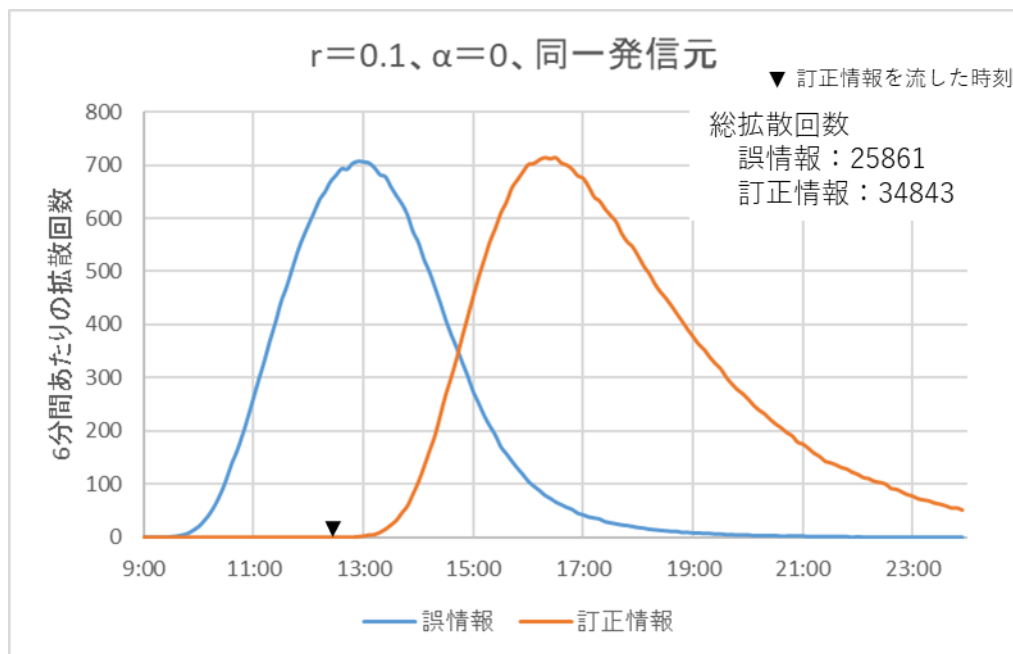


図 18 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0$ 、同一発信元)

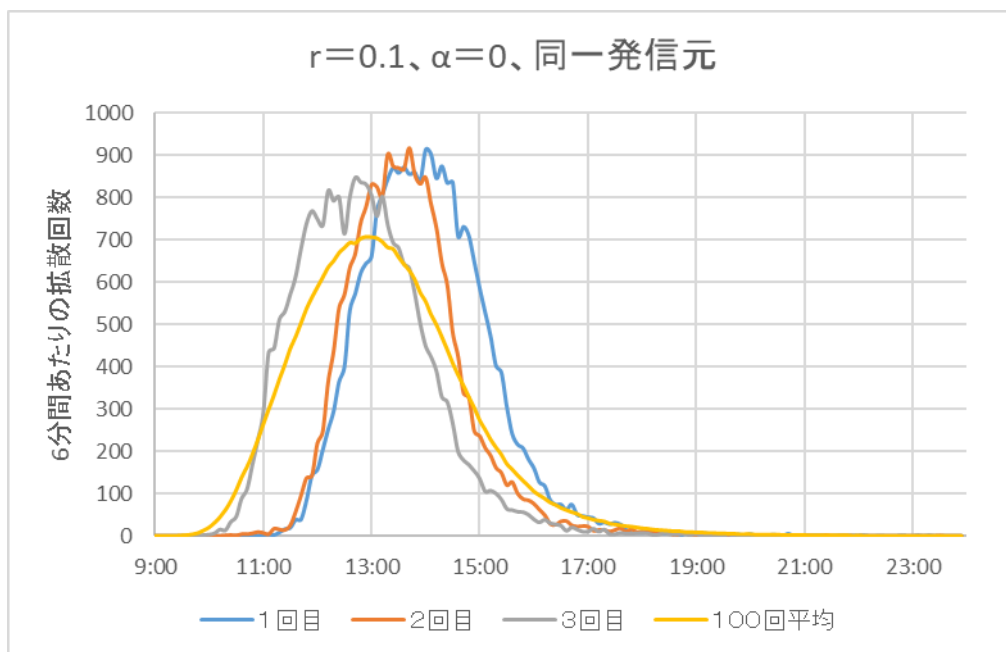


図 19 1~3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移
($r=0.1$ 、 $\alpha=0$ 、同一発信元)

$r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

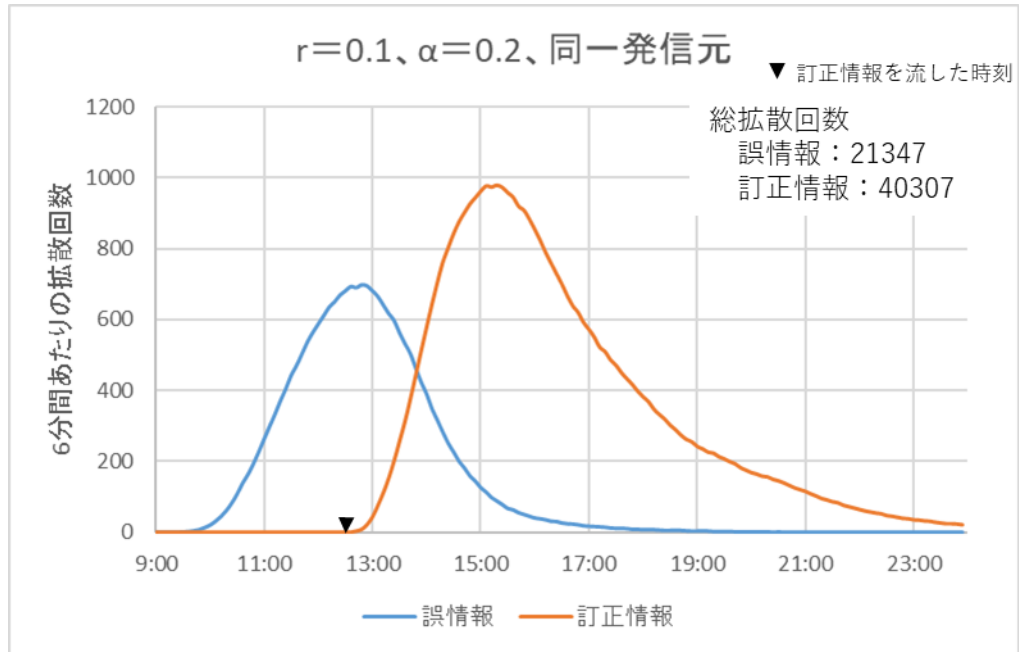


図 20 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ 、同一発信元)

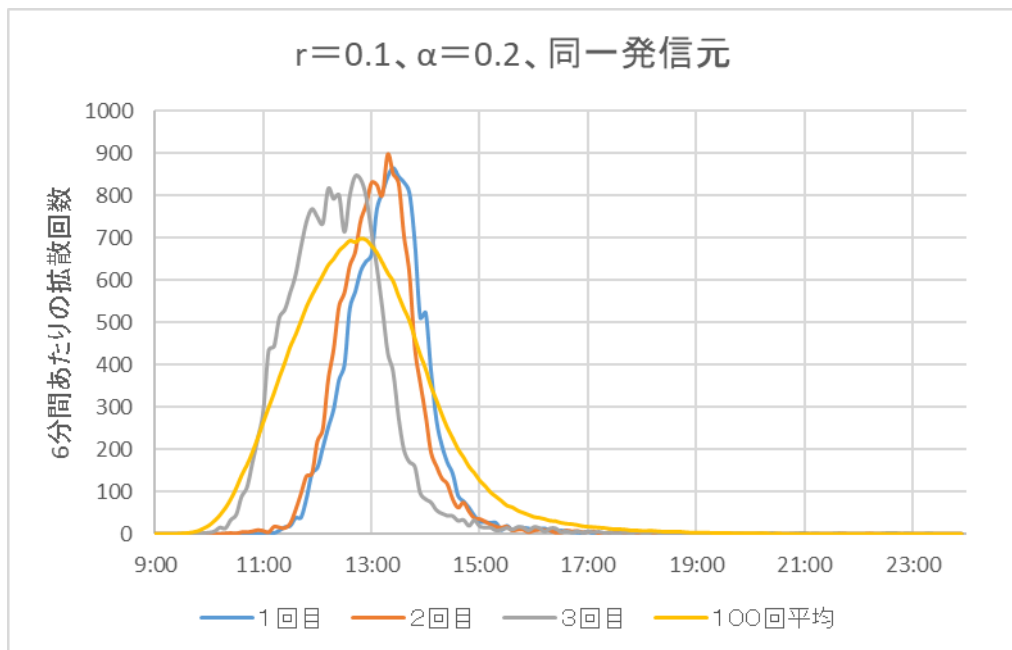


図 21 1~3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移
($r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ 、同一発信元)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0$ の場合

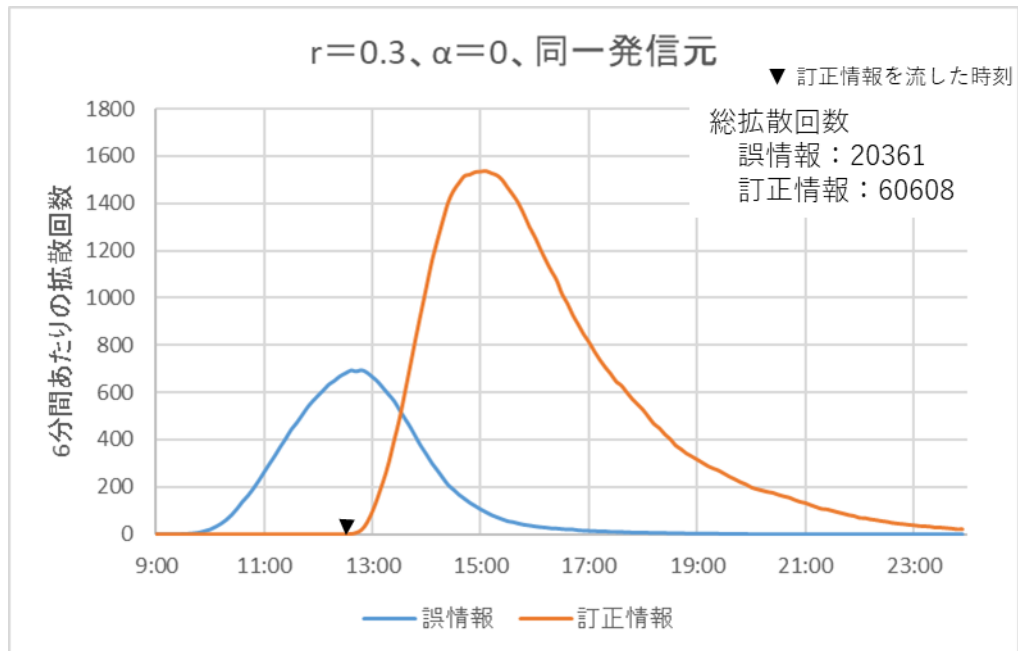


図 22 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0$ 、同一発信元)

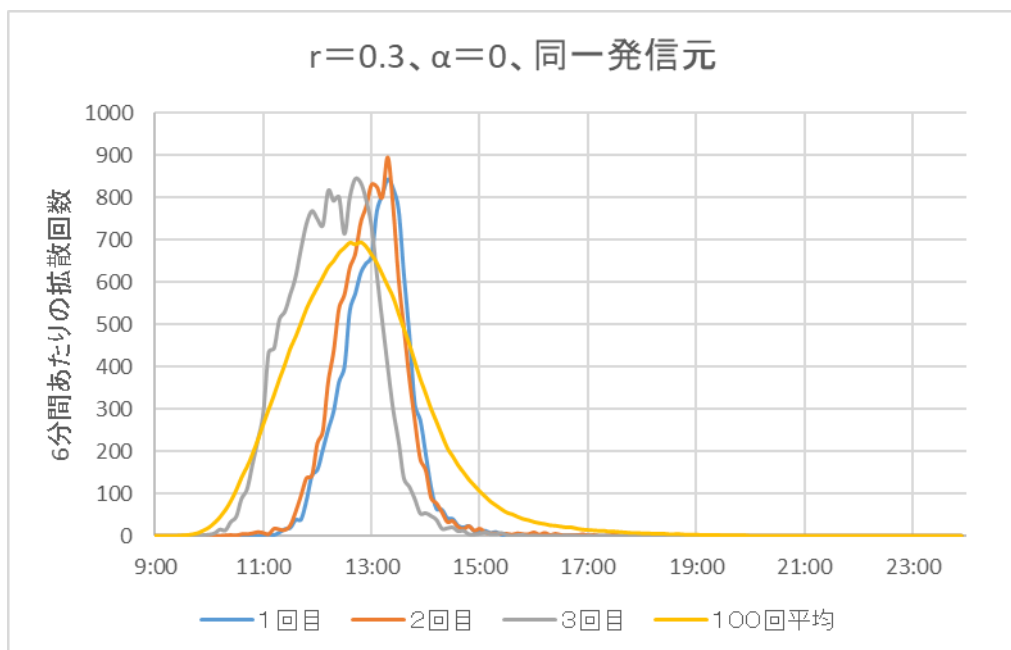


図 23 1~3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0$ 、同一発信元)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

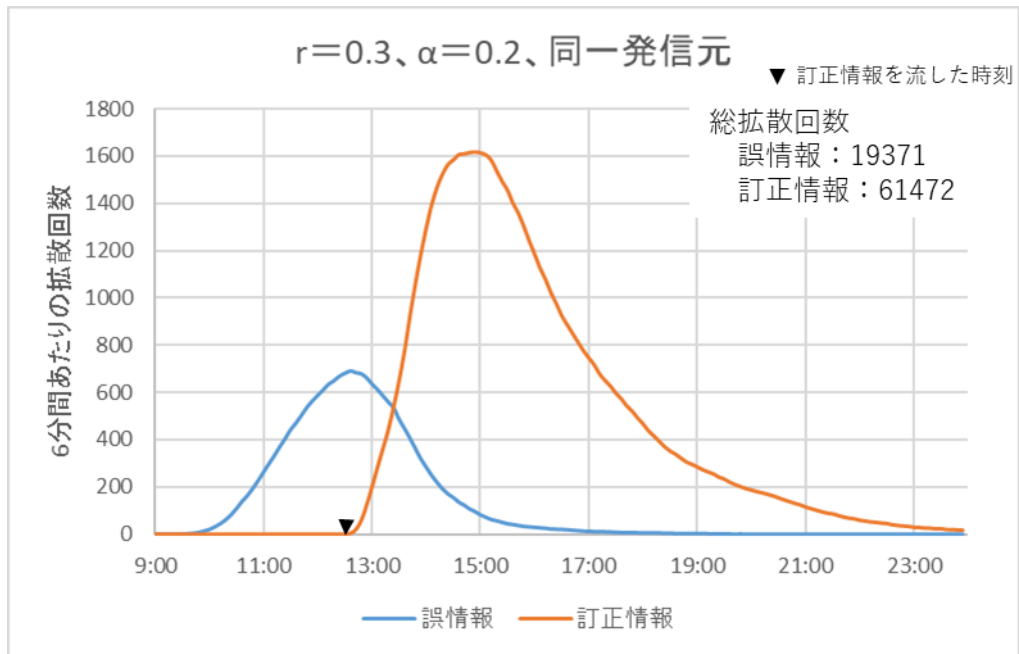


図 24 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ 、同一発信元)

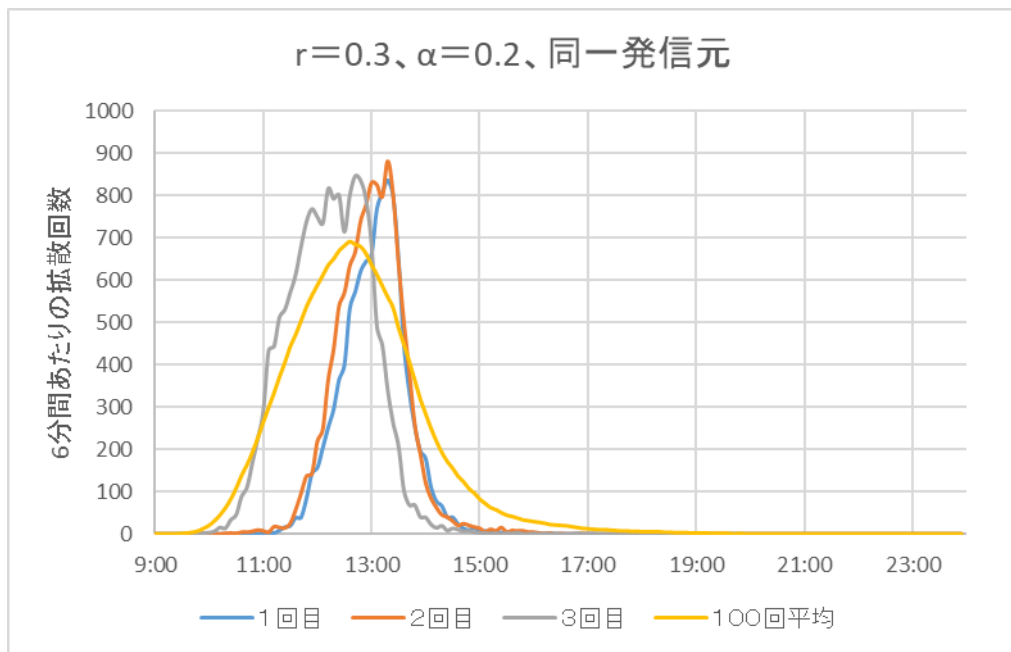


図 25 1~3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移
($r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ 、同一発信元)

情報発信元：③インフルエンサー

$r=0.1$ 、 $\alpha=0$ の場合

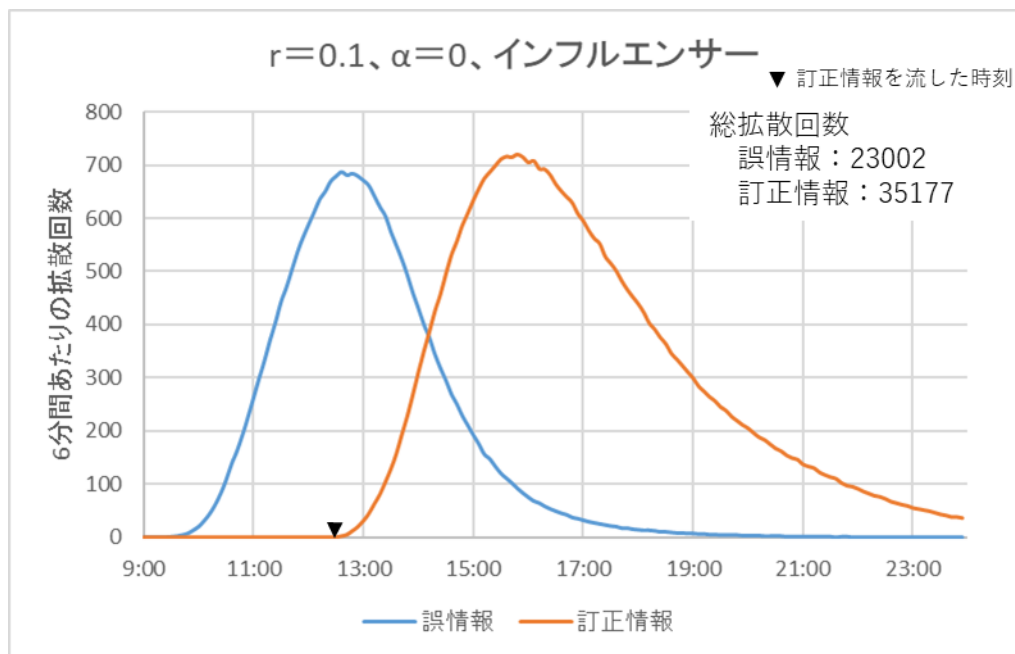


図 26 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0$ 、インフルエンサー)

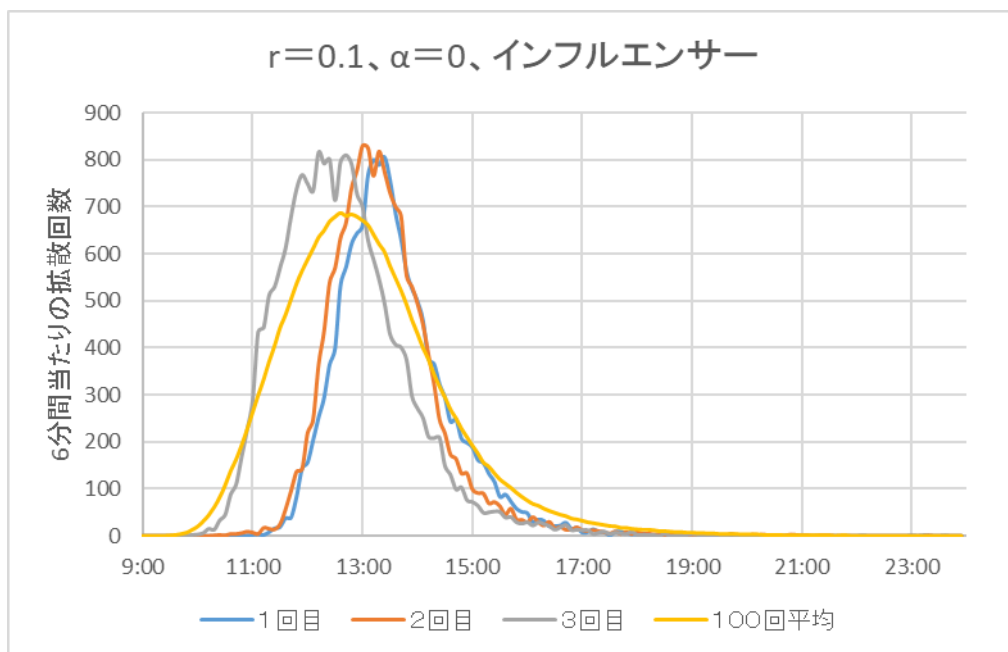


図 27 1～3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移
($r=0.1$ 、 $\alpha=0$ 、インフルエンサー)

$r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

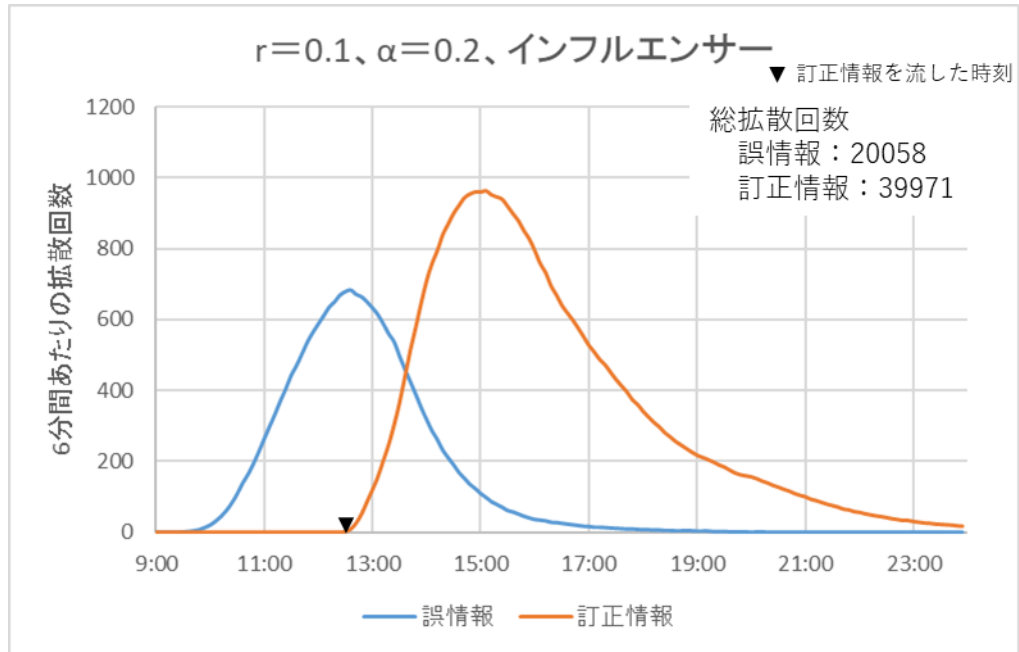


図 28 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ 、インフルエンサー)

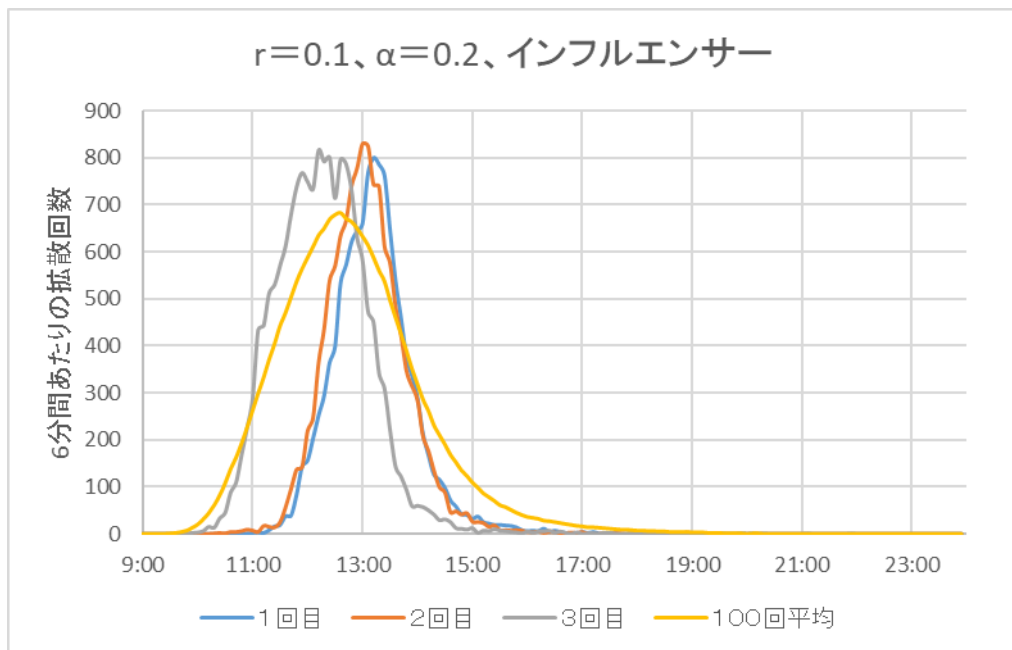


図 29 1~3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移
($r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ 、インフルエンサー)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0$ の場合

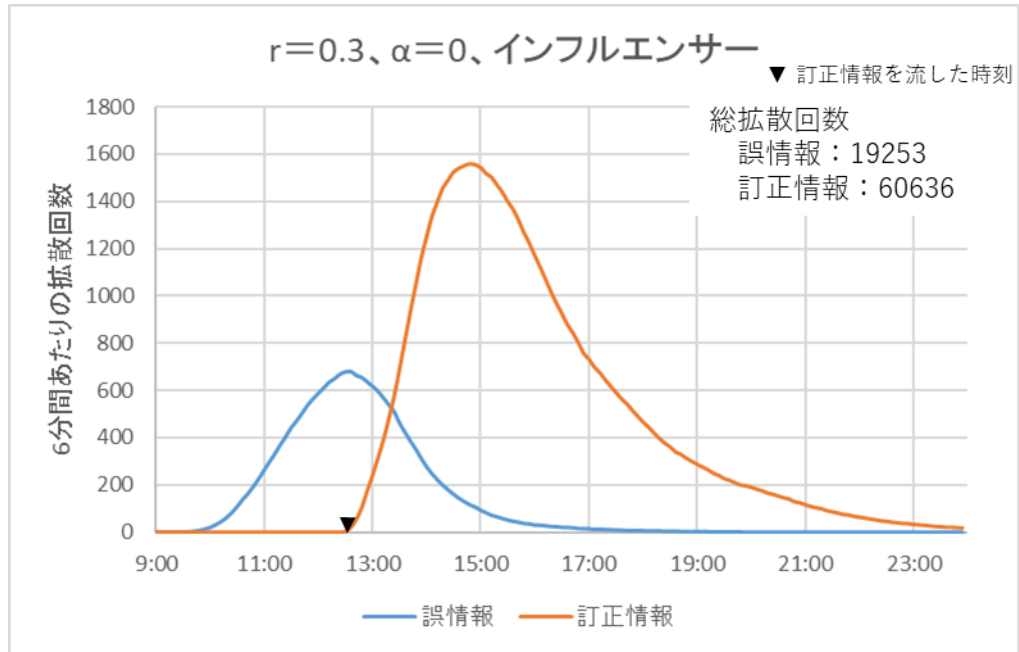


図 30 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0$ 、インフルエンサー)

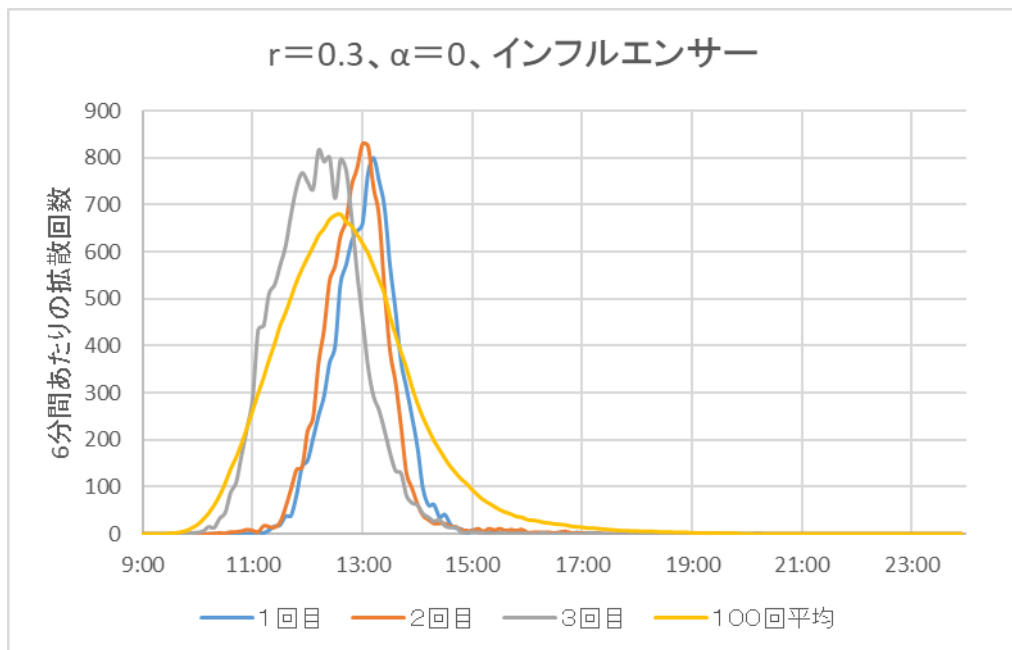


図 31 1~3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移
($r=0.3$ 、 $\alpha=0$ 、インフルエンサー)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

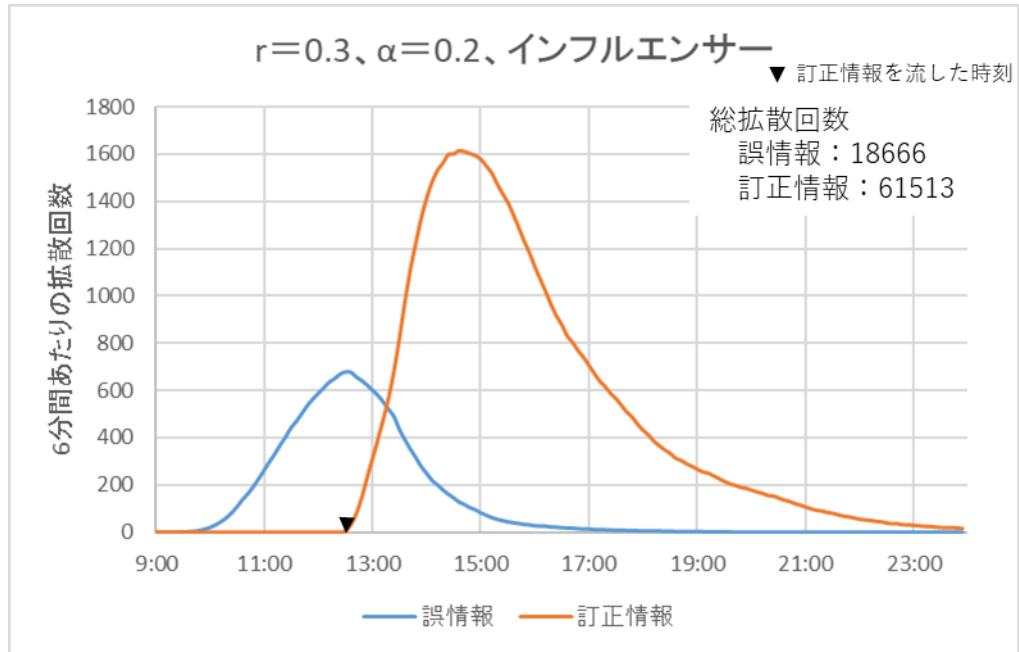


図 32 誤情報と訂正情報の拡散回数の時間推移 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ 、インフルエンサー)

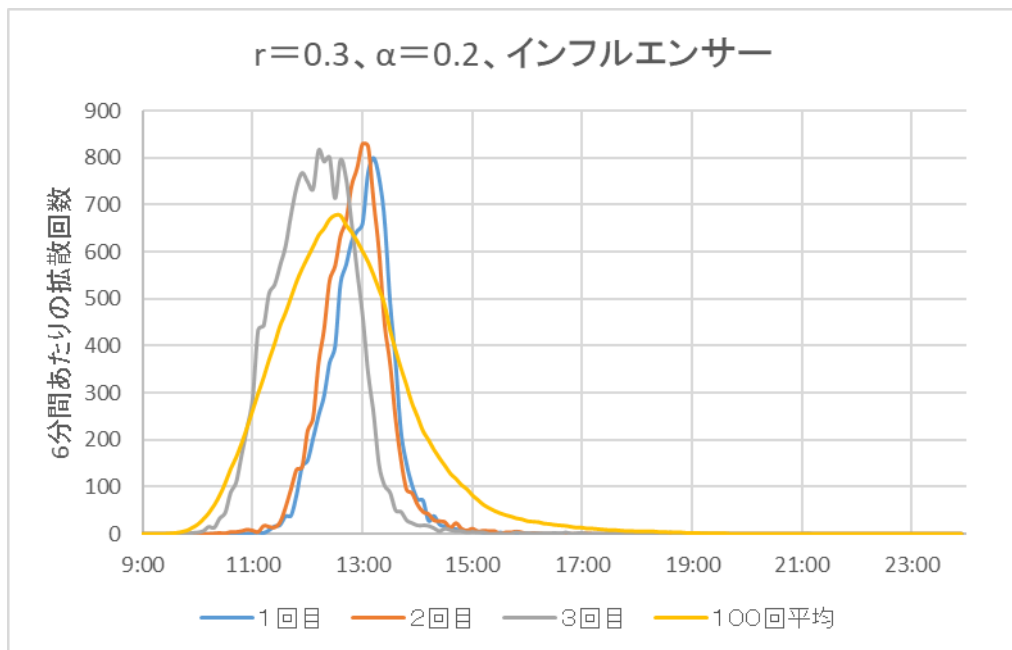


図 33 1~3 回目と 100 回平均の誤情報の拡散回数の時間推移
($r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ 、インフルエンサー)

図 10～33 において訂正情報の拡散量を比べると、同じ r と α ではテレビから発信した場合が最も拡散量が多いことが分かる。 $\alpha=0$ の下で r を 0.1 から 0.3 にした場合、訂正情報拡散回数のピークは 2 倍強に、 $\alpha=0.2$ の下で r を 0.1 から 0.3 にした場合、訂正情報拡散回数のピークは 2 倍弱になり、 r を大きくすると訂正情報の拡散量がかなり増えることが分かった。 $r=0.1$ の下で α を 0 から 0.2 にした場合、訂正情報拡散回数のピークは約 1.3 倍に、 $r=0.3$ の下で α を 0 から 0.2 にした場合、訂正情報拡散回数のピークは 1.1 倍弱になり、 α を大きくするだけでも訂正情報の拡散量に影響があることが分かった。

また、それぞれ 3 つの発信元において、訂正情報の拡散量が増えるにしたがって誤情報の収束時刻が早くなっていることが分かる。よって、訂正情報の拡散量が誤情報の拡散抑止に大きく関わっていると考えられる。

4.5. 訂正情報発信元比較

ここからは、先ほどのシミュレーション結果をそれぞれの条件で比較していく。

まず、訂正情報発信元を変えた場合の拡散推移の違いを $r=0.1$ 、 0.3 と $\alpha=0$ 、 0.2 を組み合わせた 4 つの場合で見えていき、どの訂正情報発信元が誤情報の拡散抑制に最も効果があるかを考察する。

訂正情報発信元による拡散推移の違いを比較したグラフを図 34～37 に示す。

$r=0.1$ 、 $\alpha=0$ の場合

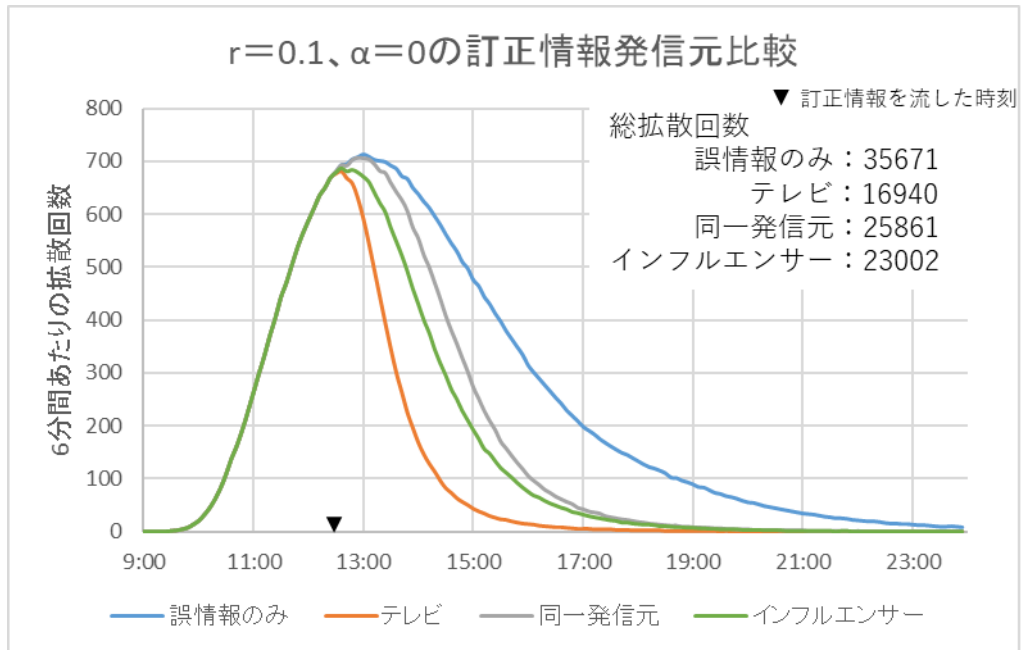


図 34 訂正情報発信元比較 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0$)

$r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

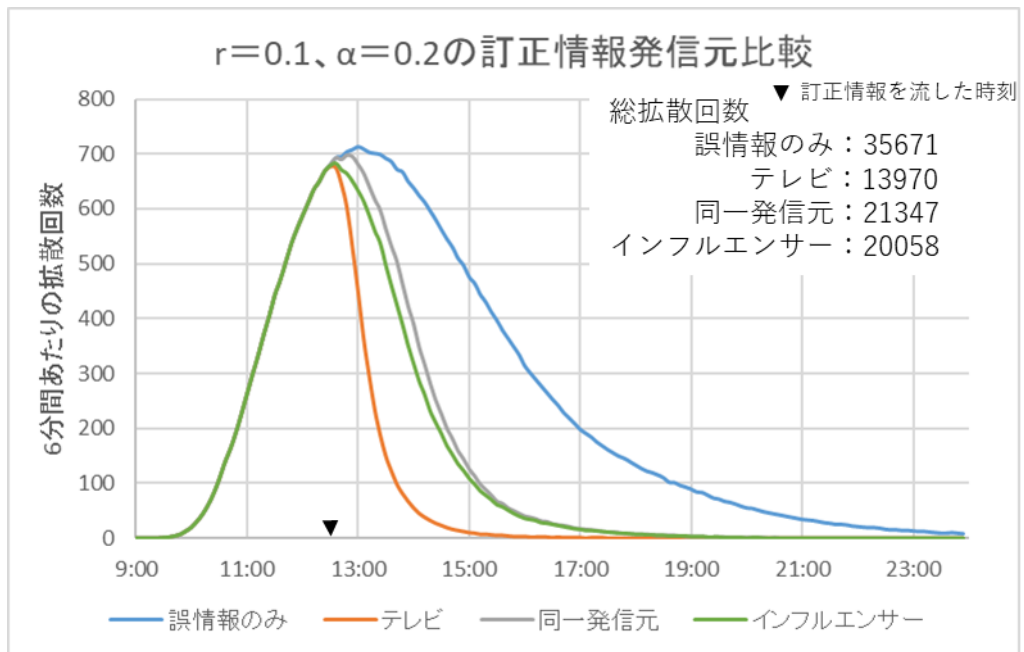


図 35 訂正情報発信元比較 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0$ の場合

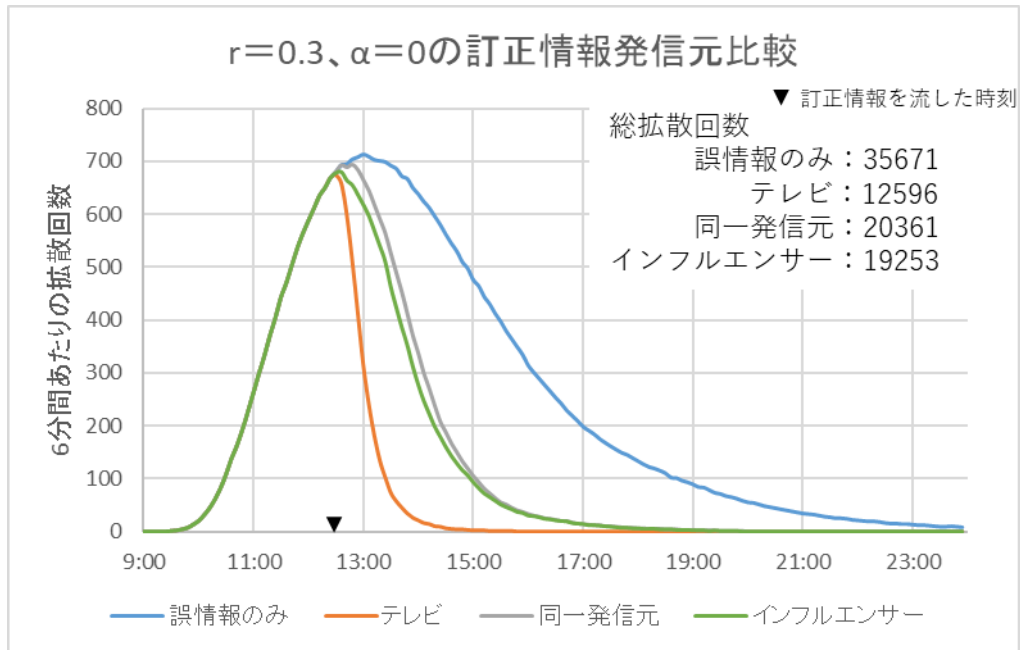


図 36 訂正情報発信元比較 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0$)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

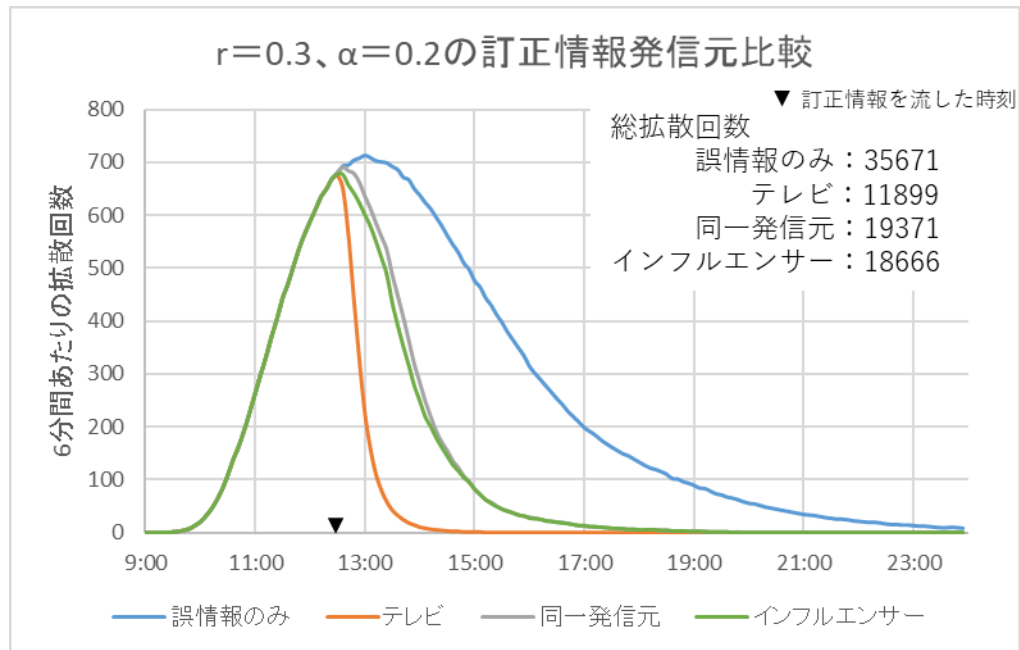


図 37 訂正情報発信元比較 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$)

図 34～37 で拡散回数のピークの時刻を比べるとどの場合もテレビとインフルエンサーがほぼ同じで早く、同一発信元がそれより少し遅いことが分かる。収束時刻を比べるとテレビが他と比べてかなり早く、同一発信元とインフルエンサーはほぼ同じであることが分かる。 r と α が大きくなるにつれて同一発信元とインフルエンサーの拡散回数のピークの時刻が近づいており、拡散推移があまり変わらなくなっている。逆に、インフルエンサーと同一発信元の収束時刻とテレビの収束時刻の差は r と α が大きくなるにつれて大きくなっていることが分かる。

よって、どの場合においてもテレビからの発信が誤情報の拡散抑制に最も効果があり、次にインフルエンサーからの発信が効果があることが分かった。また、 r と α が大きくなるにつれて同一発信元とインフルエンサーによる効果の違いは小さくなり、テレビとその他 2 つとの効果の違いは大きくなることが分かった。

さらに、それぞれの発信元の総フォロワー数に着目すると、テレビは平均フォロワー数である 22 の 100 倍の 2200 フォロワー、インフルエンサーは 1205 フォロワー、同一発信元は 105 フォロワーとなり、拡散抑止効果は訂正情報発信元のフォロワー数に依存していると考えられる。しかし、収束時刻の差が最も小さい $r=0.1$ 、 $\alpha=0$ の場合において、フォロワー数 105 と 1205 で収束時刻に差がなく、フォロワー総数 2200 とは 2 時間ほど差があることから、収束時刻の早さは訂正情報発信ノード数に依存性が高いと考えられる。この収束時間と訂正情報発信ノード数の関連性については 4.8 節で考察する。

4.6. 訂正情報拡散確率比較

次に、訂正情報拡散確率 (r) を変えた場合の拡散推移の違いを訂正情報発信元ごとに見ていき、それぞれの特徴を考察する。

訂正情報拡散確率 (r) の変化による拡散推移の違いを比較したグラフを図 38～43 に示す。

情報発信元：①テレビ

$\alpha=0$ の場合

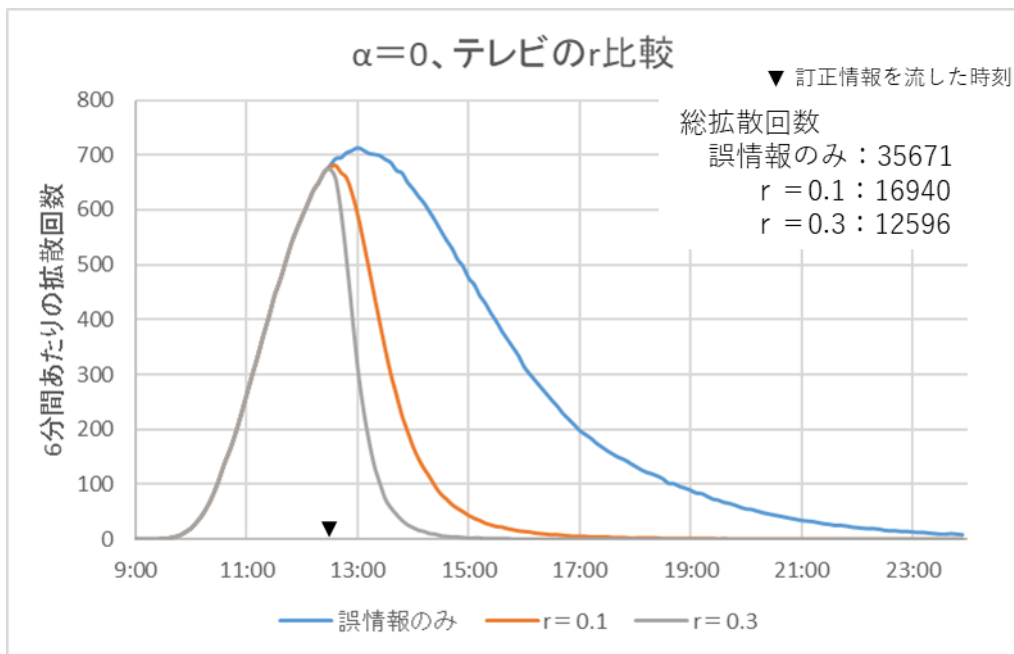


図 38 訂正情報拡散確率比較 ($\alpha=0$ 、テレビ)

$\alpha=0.2$ の場合

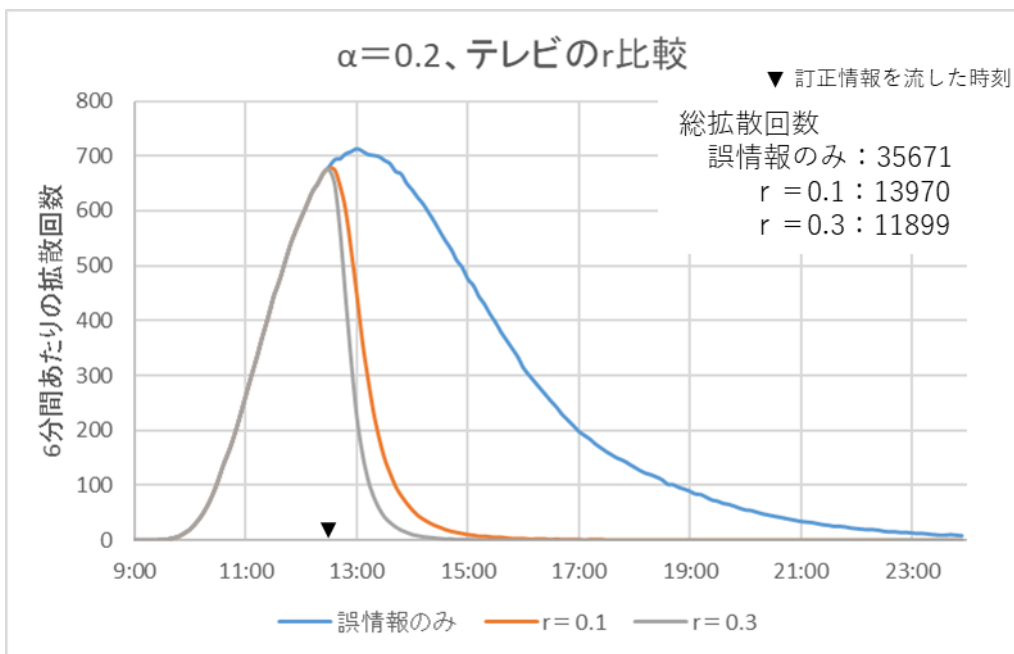


図 39 訂正情報拡散確率比較 ($\alpha=0.2$ 、テレビ)

情報発信元：②同一発信元

$\alpha=0$ の場合

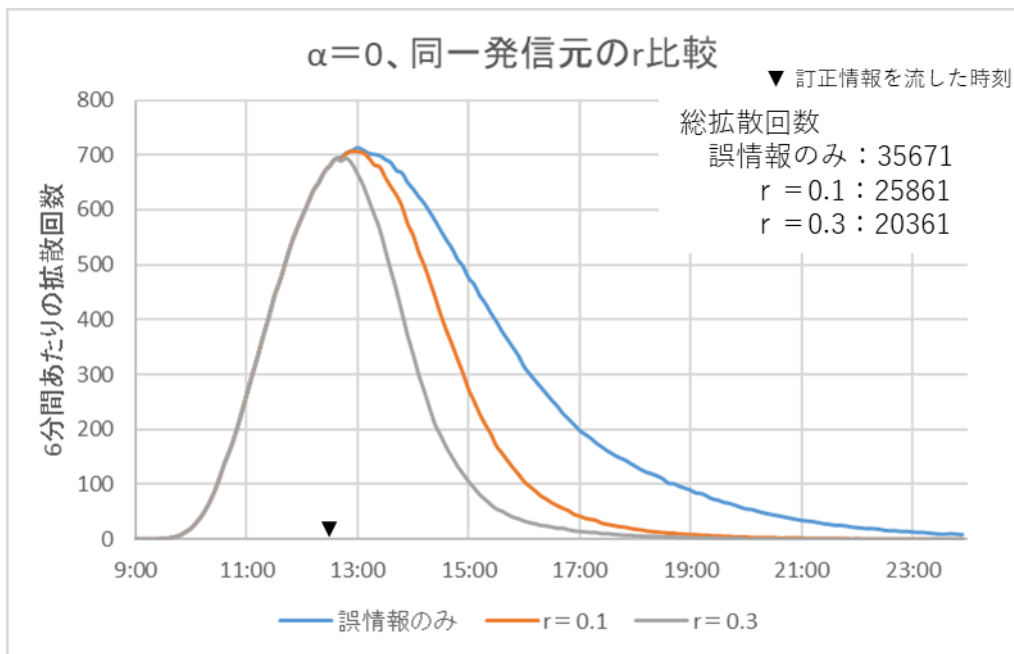


図 40 訂正情報拡散確率比較 ($\alpha=0$ 、同一発信元)

$\alpha=0.2$ の場合

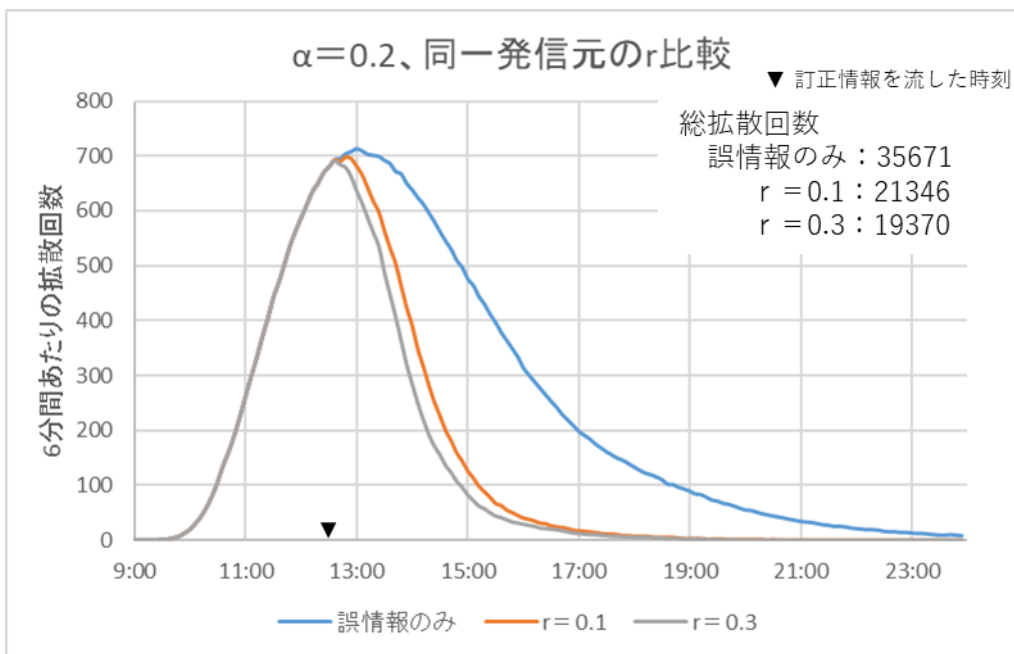


図 41 訂正情報拡散確率比較 ($\alpha=0.2$ 、同一発信元)

情報発信元：③インフルエンサー

$\alpha=0$ の場合

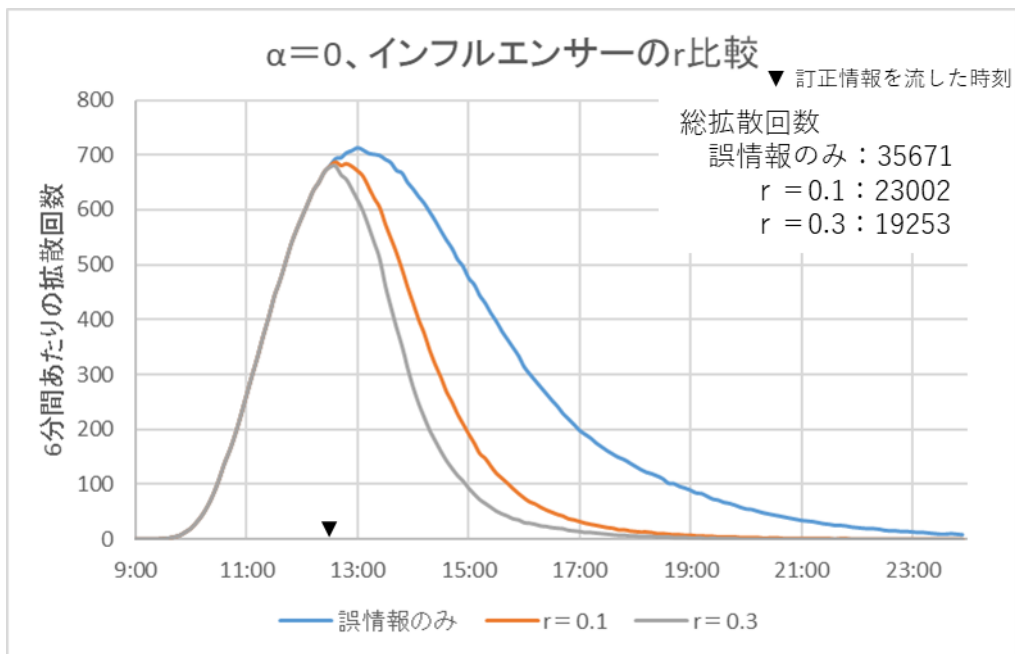


図 42 訂正情報拡散確率比較 ($\alpha=0$ 、インフルエンサー)

$\alpha=0.2$ の場合

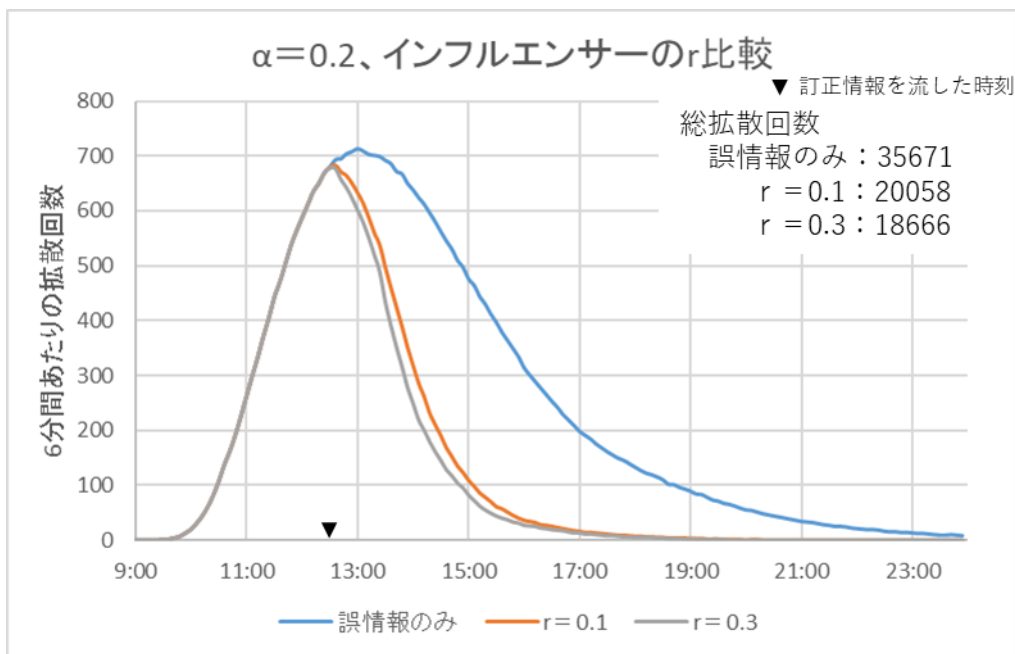


図 43 訂正情報拡散確率比較 ($\alpha=0.2$ 、インフルエンサー)

テレビからの発信で r を大きくした時、 $\alpha=0$ の場合は 2 時間ほど、 $\alpha=0.2$ の場合は 1 時間ほど収束時刻が早くなっている。しかし、拡散のピークはほとんど変わっていない。よって、テレビからの発信の場合は拡散確率を上げることで収束速度が速くなり、拡散が止まる時刻はあまり変わらないことが分かった。

同一発信元からの発信で r を大きくした時、 $\alpha=0$ の場合は 1 時間ほど収束時刻が早くなっているが、 $\alpha=0.2$ の場合は同じである。拡散回数のピークの時刻は $\alpha=0$ の場合は 30 分ほど、 $\alpha=0.2$ の場合は 20 分ほど早くなっており、ピークでの拡散回数も $\alpha=0$ の場合は 20 回ほど、 $\alpha=0.2$ の場合は 10 回ほど少なくなっている。よって、同一発信元からの発信の場合は拡散確率を上げることで拡散が止まる時刻が早くなり、収束速度はあまり変わらないことが分かった。

インフルエンサーからの発信で r を大きくした時の収束時刻は、同一発信元の場合と同様に、 $\alpha=0$ の場合は 1 時間ほど早くなっているが、 $\alpha=0.2$ の場合は同じである。拡散回数のピークの時間は早くなっておらず、ピークでの拡散回数も変わらない。しかし、 $r=0.1$ の場合、ピークあたりで長く留まっており収束し始めが遅いので拡散量がやや多くなっている。よって、インフルエンサーからの発信の場合は拡散確率を上げることで収束し始めが早くなるが、ピークの時刻と収束速度はあまり変わらないことが分かった。

また、全ての発信元において α を大きくすると、訂正情報拡散確率の上下による誤情報の拡散抑止効果に差が生まれにくくなることが分かった。

4.7. 訂正情報拡散確率上昇分比較

最後に、誤情報拡散済みノードの訂正情報拡散確率上昇分 (α) を変えた場合の拡散推移の違いを訂正情報発信元ごとに見ていき、それぞれの特徴を考察する。

誤情報拡散済みノードの訂正情報拡散確率上昇分 (α) の変化による拡散推移の違いを比較したグラフを図 44~49 に示す。

情報発信元：①テレビ

$r=0.1$ の場合

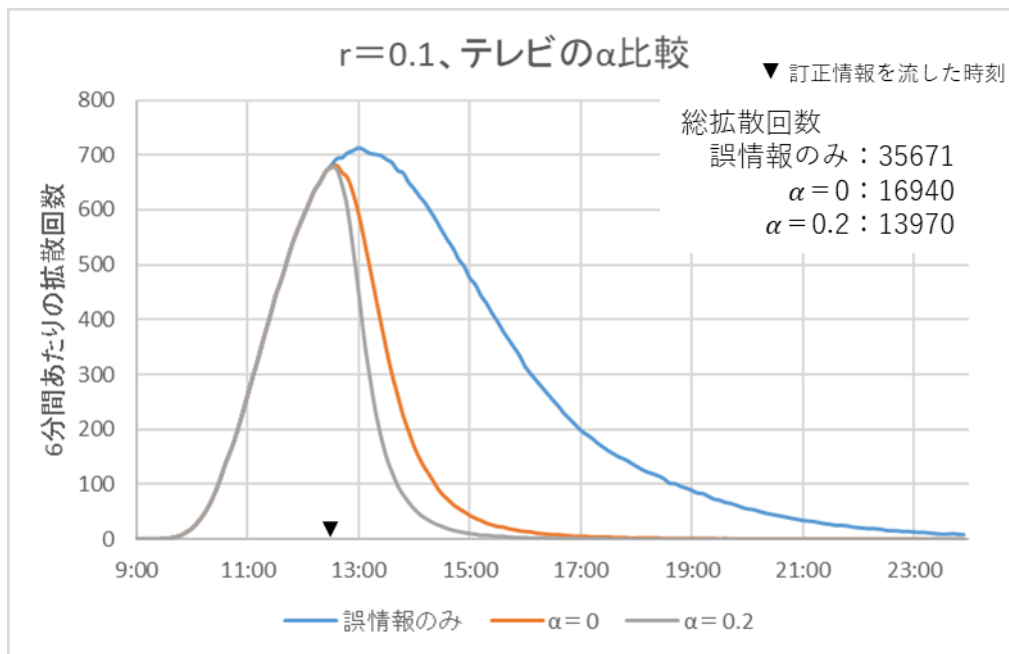


図 44 訂正情報拡散確率上昇分比較 ($r=0.1$ 、テレビ)

$r=0.3$ の場合

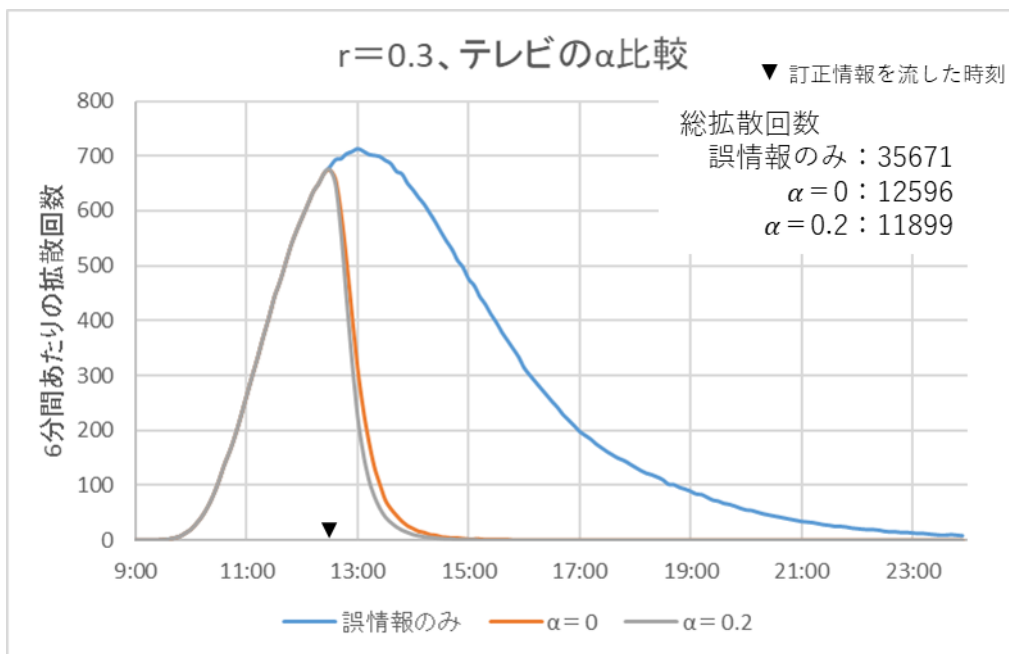


図 45 訂正情報拡散確率上昇分比較 ($r=0.3$ 、テレビ)

情報発信元：②同一発信元

$r=0.1$ の場合

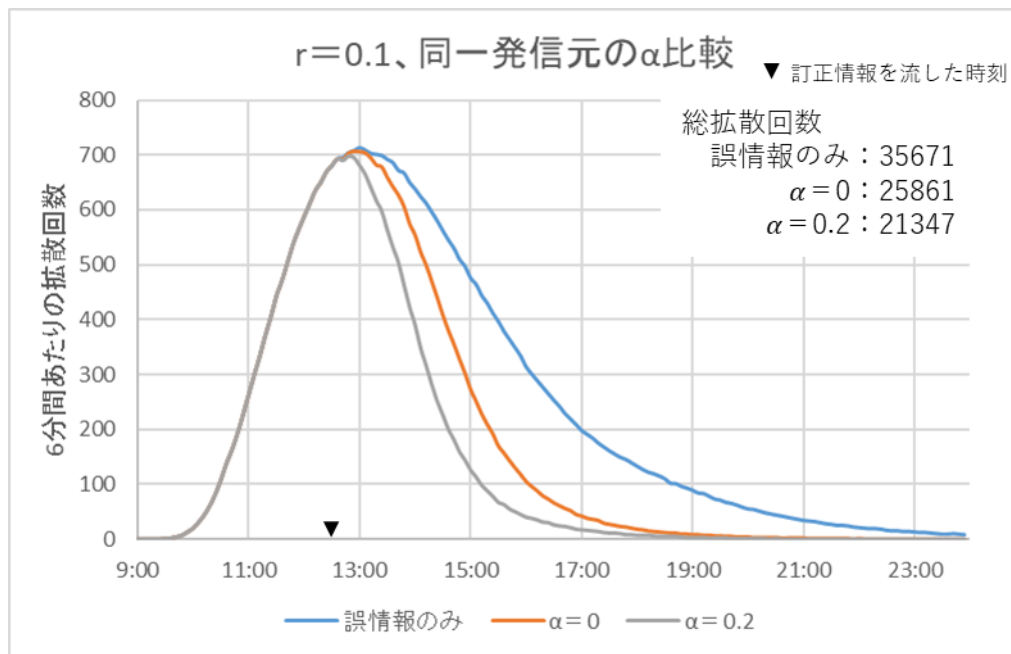


図 46 訂正情報拡散確率上昇分比較 ($r=0.1$ 、同一発信元)

$r=0.3$ の場合

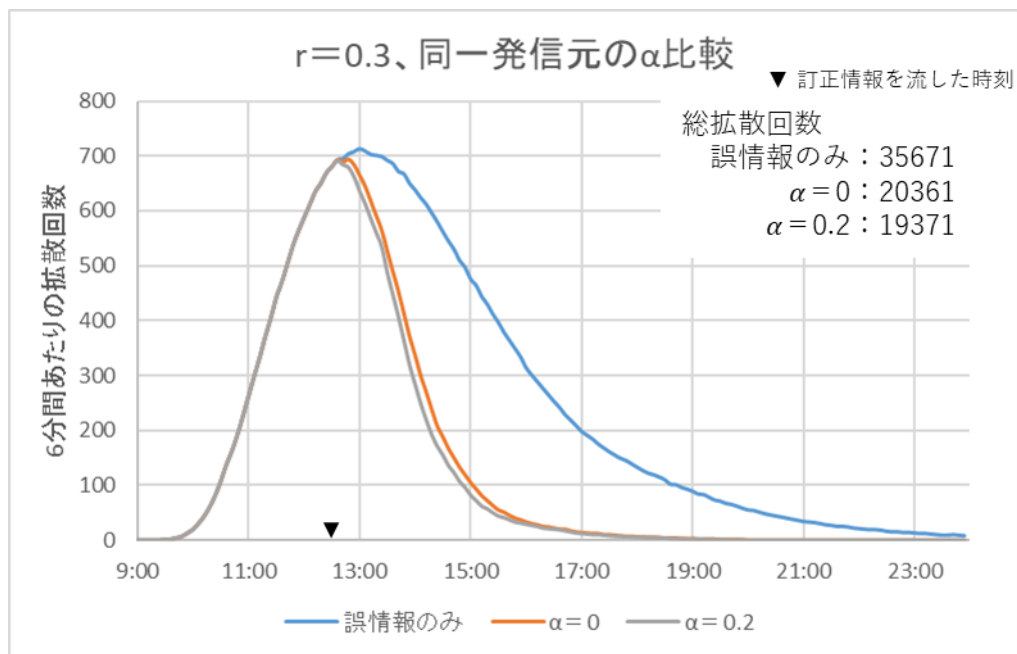


図 47 訂正情報拡散確率上昇分比較 ($r=0.3$ 、同一発信元)

情報発信元：③インフルエンサー

$r=0.1$ の場合

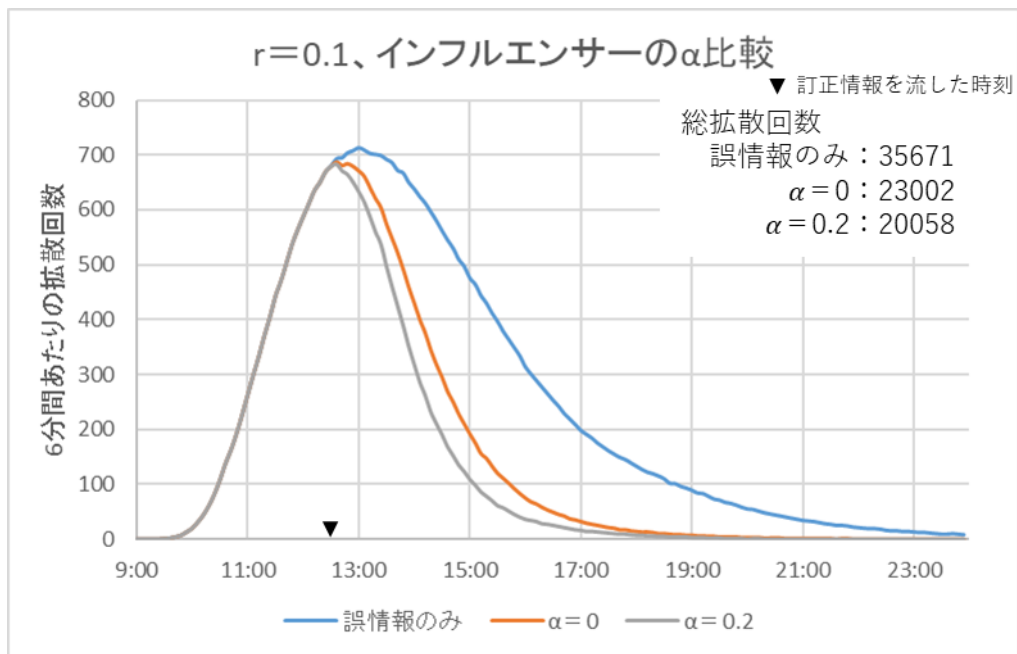


図 48 訂正情報拡散確率上昇分比較 ($r=0.1$ 、インフルエンサー)

$r=0.3$ の場合

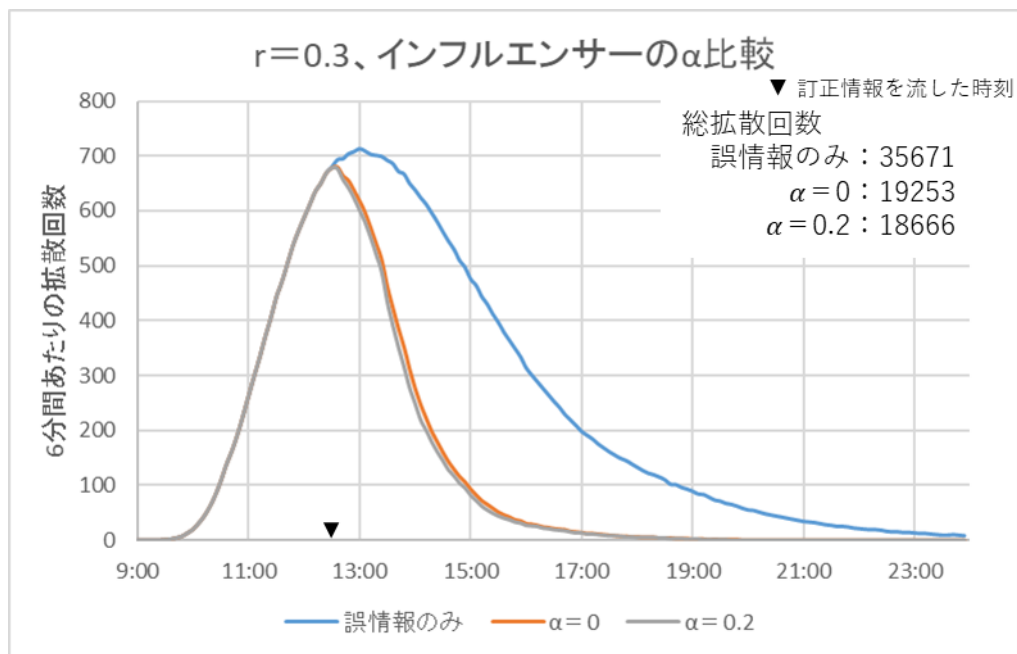


図 49 訂正情報拡散確率上昇分比較 ($r=0.3$ 、インフルエンサー)

$r=0.1$ の場合、訂正情報拡散確率上昇分を上げることで、テレビからの発信では収束速度が速くなるが拡散が止まる時刻はあまり変わらず、同一発信元からの発信では拡散が止まる時刻が早くなるが収束速度はあまり変わらず、インフルエンサーからの発信では収束し始めが早くなるがピークの時刻と収束速度はあまり変わらないという訂正情報拡散確率を比較した時と同様の特徴が見られた。

一方、 $r=0.3$ の場合は、全ての発信元において α による拡散推移の違いはほぼ見られないことが分かった。

4.6 節と 4.7 節の結果より、ある r における α の確率上昇による誤情報の拡散抑制と、ある α における r の確率上昇による誤情報の拡散抑制には限界があり、その限界値を超えると拡散推移がほぼ変わらなくなることが分かった。特に α においては、 $r=0.3$ の時点で拡散推移がほぼ同じなので、少なくとも $r < 0.3$ でないと α による誤情報の拡散抑制効果は得られないことが分かった。

4.8. 訂正情報発信ノード数比較

4.5 節で収束時刻の早さは訂正情報発信ノード数に依存性が高いと考えられると述べたがそれについて検証する。

収束時刻の早さが総フォロワー数によって変化しないよう、フォロワー数最大の 1205 に合わせて、120 フォロワーのノード 10 個からと、12 フォロワーのノード 100 個からそれぞれ訂正情報を発信してシミュレーションを行った。

訂正情報発信元の総フォロワー数が同じ場合の訂正情報発信ノード数による誤情報の拡散推移の比較を図 50～53 に示す。

$r=0.1$ 、 $\alpha=0$ の場合

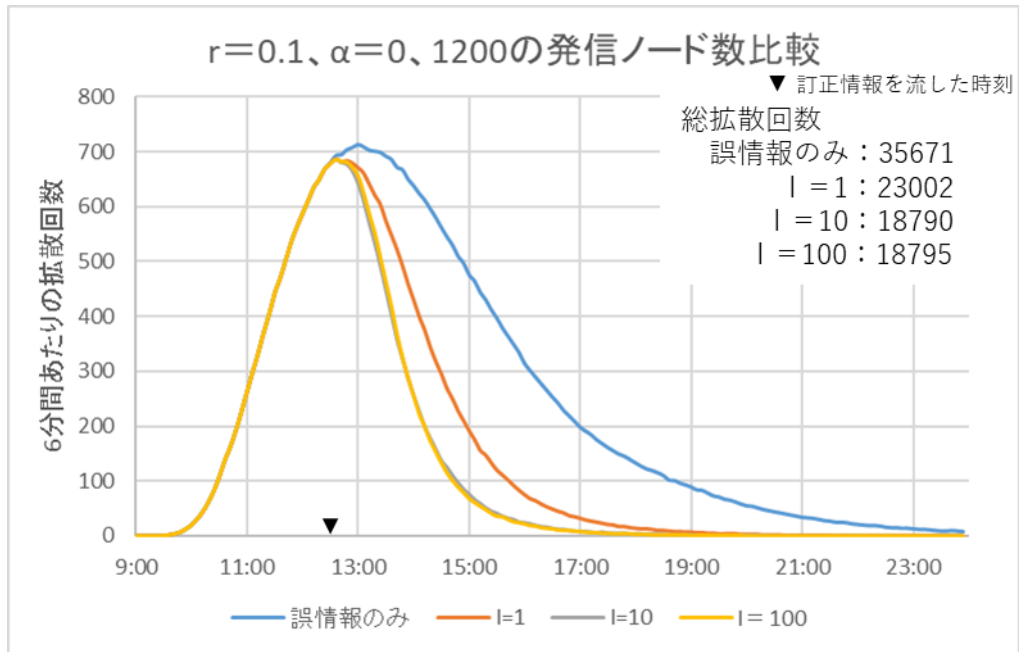


図 50 訂正情報発信ノード数比較 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0$)

$r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

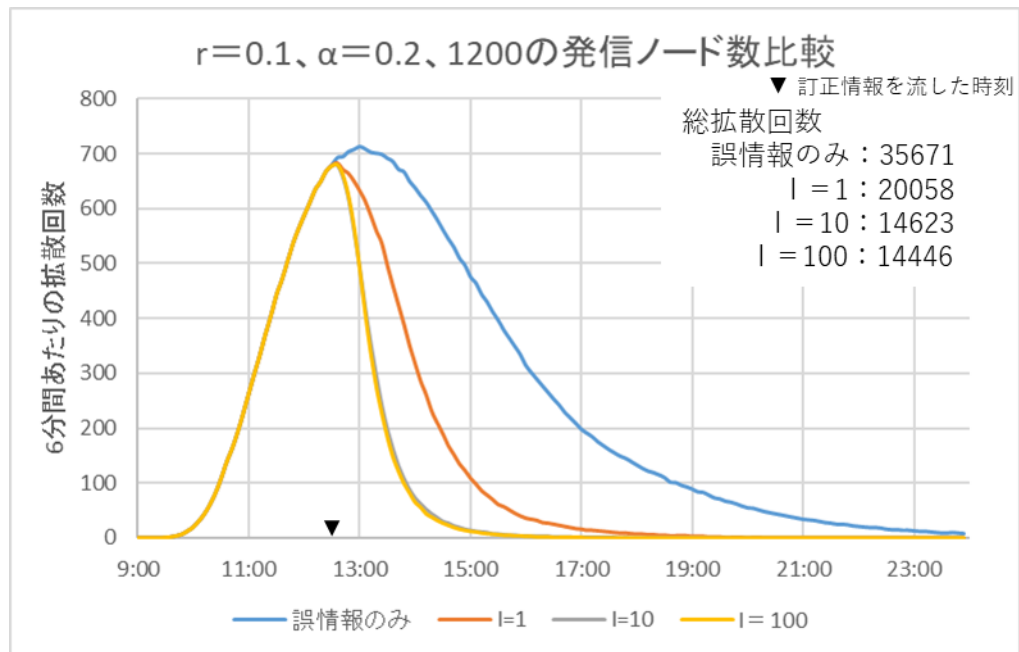


図 51 訂正情報発信ノード数比較 ($r=0.1$ 、 $\alpha=0.2$)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0$ の場合

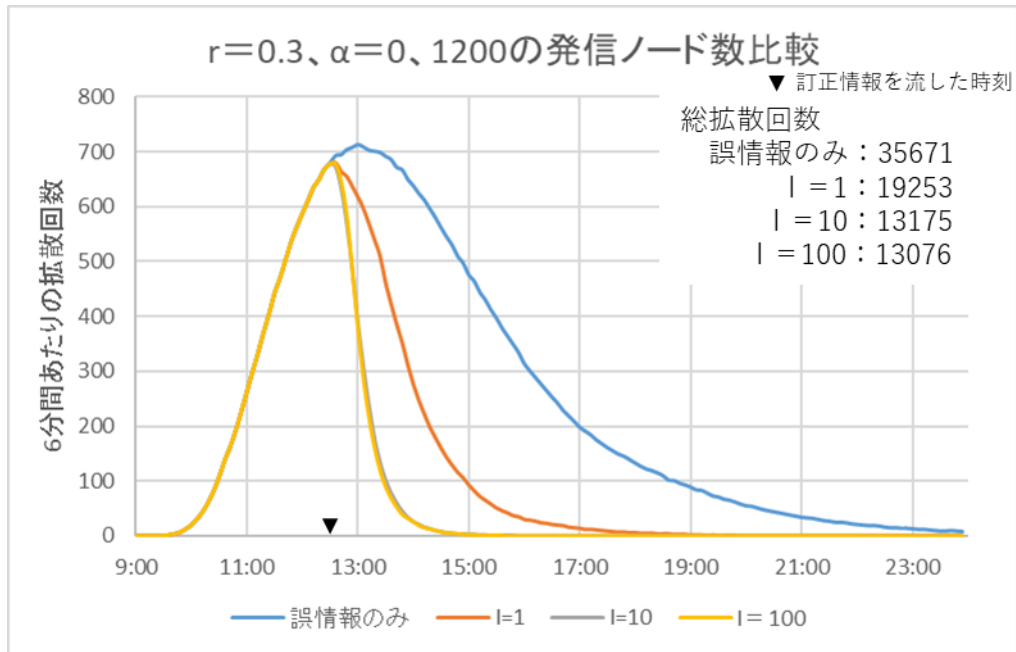


図 52 訂正情報発信ノード数比較 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0$)

$r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$ の場合

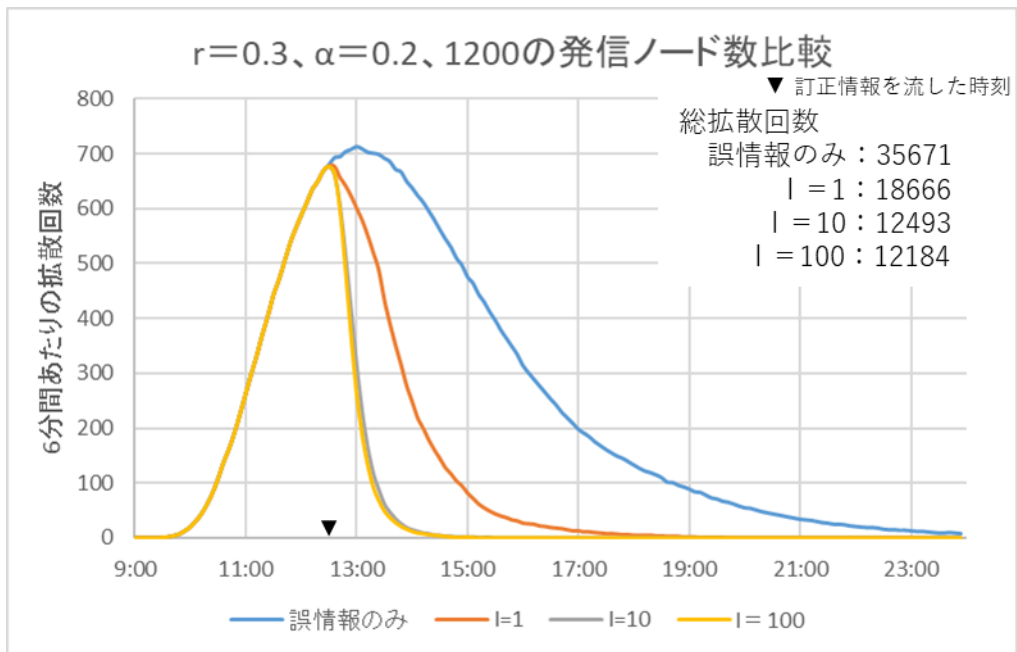


図 53 訂正情報発信ノード数比較 ($r=0.3$ 、 $\alpha=0.2$)

全ての場合において $I=1$ より $I=10$ 、 100 の方が収束時刻が早い結果となった。しかし、 $I=10$ と $I=100$ は全くと言っていいほど同じ推移をしている。1000 個のノードの総フォロワー数を 1200 にした場合は各ノードのフォロワー数が 1~2 となり、 $I=100$ より収束時刻が遅くなると考えられるので、発信ノード数によって収束時刻が早くなるピークのノード数は 10~100 の間にあると推測できる。また、やはり発信ノード数が一定数ある場合、拡散確率を大きくすると収束速度が速くなることが分かった。

この結果から収束時刻の早さは訂正情報発信ノード数に依存性が高いことが証明できた。

第5章 まとめ

本研究では提案モデルを用いてシミュレーションを行い、誤情報の拡散抑制に効果的な訂正情報の拡散方法について検討した。結果として、複数のノードから訂正情報を発信する方法、誤情報を発信したノードと同じノードから訂正情報を発信する方法、フォロワー数最大のノードから訂正情報を発信する方法のいずれも誤情報の拡散を抑止する効果があり、その中でも複数のノード（100 ノード）から訂正情報を発信する方法が最も効果があり収束を早められることが分かった。それにより、誤情報の拡散抑止の効果はフォロワー数に依存していることが分かり、収束時刻の早さは発信ノード数に依存性が高いことも分かった。また、訂正情報拡散確率と誤情報拡散済みノードの訂正情報拡散確率上昇分を大きくする方法も誤情報の拡散抑制に効果があるがそれには限界があり、その限界値を超えると拡散推移がほぼ変わらなくなることも分かった。さらに、訂正情報拡散確率を上げた場合に、テレビからの発信では収束速度が速くなるが拡散が止まる時刻はあまり変わらず、同一発信元からの発信では拡散が止まる時刻が早くなるが収束速度はあまり変わらず、インフルエンサーからの発信では収束し始めが早くなるがピークの時刻と収束速度はあまり変わらないといった訂正情報発信元ごとの特徴があることが分かった。

しかし、現時点のモデルの問題点として、広く拡散する投稿でよく見られる途中から拡散回数が急増する現象を再現することができないので、その方法を検討してモデルに取り入れたい。また、訂正情報を受け取った場合でも誤情報の重大性によっては誤情報を拡散することも有り得ると考えるので、その状態遷移を考慮したモデルも考えたい。このように、今後は様々な実データを分析し、拡散モデルの改善を行うことで、より実用的であるシミュレータを作成し、拡散を止める方法の検討を行いたい。

謝辞

この研究を遂行にあたり、終始適切な助言を賜り丁寧に指導して下さいました塩田茂雄教授に深く感謝いたします。また、わからない点を快く教えて下さり、研究内容のアイデアやアドバイスを下さった塩田研究室の皆様にも深く感謝いたします。

参考文献

- [1] 渡邊研斗, 鍋島啓太, 水野惇太, 岡崎直観, 乾健太郎, “Twitter における誤情報の拡散収束過程の可視化,” 情報処理学会第 75 回全国大会講演論文集, pp.657-658, 2013.
- [2] 白井富士, 榊剛史, 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 風間一洋, 野田五十樹, 沼尾正行, 栗原聡, “Twitter ネットワークにおけるデマ拡散とデマ拡散防止モデルの推定,” データ指向構成マイニングとシミュレーション研究会, 2012.
- [3] 池田圭佑, 岡田佳之, 榊剛史, 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 風間五十樹, 諏訪博彦, 栗原聡, “マルチエージェント型拡張 SIR モデルを用いた情報拡散シミュレーションの評価,” 情報処理学会 研究報告知能システム (ICS), pp.1-7, 2014.
- [4] 中島圭佑, 南川雅人, 塩田茂雄, “SNS における投稿件数推移分析のための情報拡散モデル,” 電子情報通信学会 コミュニケーションクオリティ研究会, CQ2017-84, pp.79-84, 2017.
- [5] “Stanford large network dataset collection.” <http://snap.stanford.edu/data/>.
- [6] 塩田茂雄, 南川雅人, 中島圭佑, “キーワード検索で収集される Twitter データの特徴と Twitter 上の情報拡散過程,” 電子情報通信学会 情報ネットワーク研究会, IN2018-64, 2018.